

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA – UFSC**  
**DIEGO RAFAEL STÜPP**

**PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA A PARTIR DE INDICADORES  
CONTÁBEIS: EVIDÊNCIAS DE EMPRESAS LISTADAS NA  
BM&FBOVESPA NOS ANOS 2004-2013**

Florianópolis  
2015



**DIEGO RAFAEL STÜPP**

**PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA A PARTIR DE INDICADORES  
CONTÁBEIS: EVIDÊNCIAS DE EMPRESAS LISTADAS NA  
BM&FBOVESPA NOS ANOS 2004-2013**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Contabilidade da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do Grau de Mestre em Contabilidade.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo Flach

**Florianópolis  
2015**

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Stüpp, Diego Rafael

Previsão de insolvência a partir de indicadores contábeis: evidências de empresas listadas na BM&FBOVESPA nos anos 2004-2013 / Diego Rafael Stüpp ; orientador, Leonardo Flach - Florianópolis, SC, 2015.  
120 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Sócio-Econômico. Programa de Pós-Graduação em Contabilidade.

Inclui referências

1. Contabilidade. 2. Contabilidade. 3. Previsão de insolvência. I. Flach, Leonardo. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Contabilidade. III. Título.

Diego Rafael Stüpp

**PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA A PARTIR DE INDICADORES  
CONTÁBEIS: EVIDÊNCIAS DE EMPRESAS LISTADAS NA  
BM&FBOVESPA NOS ANOS 2004-2013**

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de “Mestre”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-graduação em Contabilidade.

Florianópolis, 19 de fevereiro de 2015.

---

Prof. José Alonso Borba, Dr.  
Coordenador do Curso

**Banca Examinadora:**

---

Prof., Dr. Leonardo Flach,  
Orientador  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof., Dr. Fernando Dal-Ri Murcia  
Universidade de São Paulo

---

Prof., Dr. José Alonso Borba,  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof.<sup>a</sup>, Dr.<sup>a</sup>. Suliani Rover  
Universidade Federal de Santa Catarina



Dedico este trabalho aos meus pais  
Alfrio e Roseli e à minha esposa  
Thayse.





## **AGRADECIMENTOS**

Aos meus pais, Alírio Stüpp e Roseli Kuhnen, pelo incentivo aos estudos. À minha esposa Thayse Helena Mrowskowski, pela dedicação, compreensão e apoio.

Ao professor Leonardo Flach, pela orientação, atenção e paciência disponibilizada para a elaboração deste trabalho.

Aos colegas de Mestrado que contribuíram nesta caminhada.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Contabilidade da Universidade Federal de Santa Catarina, pelo conhecimento repassado com competência e dedicação.



“Falência é um procedimento legal que permite pôr o dinheiro nos bolsos das calças e entregar o paletó aos credores”.

(Samuel Goldwyn)



## RESUMO

A utilização de técnicas estatísticas para a previsão de insolvência desperta interesse de vários usuários na análise das demonstrações contábeis, principalmente quando se busca obter uma classificação confiável de futuros problemas financeiros. Sendo assim o objetivo deste trabalho é desenvolver um modelo de previsão de insolvência para empresas brasileiras listadas na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBOVESPA), baseado em indicadores contábeis. A amostra compreende 94 empresas brasileiras listadas na BM&FBOVESPA, divididas em dois grupos: o primeiro abarca empresas consideradas insolventes, por apresentarem insolvência associada a saldos ou então entraram com pedido de recuperação judicial. O segundo grupo conta com as empresas solventes, sendo que para cada empresa insolvente foi selecionada outra do mesmo segmento, com o valor do ativo mais próximo e considerada solvente. Os dados coletados compreenderam o período de 31 de dezembro de 2004 a 31 de dezembro de 2013. O procedimento metodológico aplicado baseia-se nos métodos estatísticos de Análise Discriminante e Regressão Logística. As variáveis explicativas utilizadas nos modelos de previsão foram 29 indicadores econômico-financeiros, separadas em cinco grupos: liquidez, endividamento, estrutura de capital, prazos médios e rentabilidade. A média de acerto na previsão de insolvência nos modelos da Análise Discriminante e da Regressão Logística foi similar, com 76,1% e 76,2%, respectivamente. Os testes realizados a partir das funções discriminantes, nos períodos de 1 e 2 anos antes do processo de insolvência, indicam que a precisão do modelo foi de 80,85% para as empresas insolventes 1 ano antes da insolvência e reduziu para 68,09% para 2 anos antes da insolvência, resultados que corroboram estudos anteriores. Para as empresas solventes os resultados foram 76,60% em um ano antes da insolvência, aumentando para 78,72% em dois anos antes. Os resultados indicam que as variáveis com maior peso para percepção do risco de insolvência foram: Exigível sobre Ativo (X10) e Retorno sobre o Patrimônio Líquido (X27). Com o objetivo de verificar a influência da adoção das normas internacionais de contabilidade na previsão de insolvência, foram aplicados testes estatísticos em amostras separadas em períodos anteriores e posteriores a adoção das *International Financial Reporting Standards* (IFRS). Foi possível verificar que houve uma melhoria considerável na previsão de insolvência após a adoção das normas internacionais de contabilidade, pois a média de acerto aumentou de 73,5% para 82,1%. Constatou-se

também a relevância da informação contábil, pois os indicadores contábeis apresentaram um bom panorama para a previsão de insolvência empresarial.

Palavras-chave: Previsão de insolvência. Indicadores contábeis. Análise discriminante. Regressão logística.

## **ABSTRACT**

The use of statistical techniques for the prediction of insolvency arouses interest in various users in the analysis of accounting statements, primarily in the pursuit of a reliable classification for future financial problems. And thus, the objective of this study is to develop a insolvency prediction model for Brazilian companies listed on the São Paulo Stock Exchange, Commodities and Futures (BM&FBOVESPA) based on financial indicators. The sample for the study includes 94 Brazilian companies listed on BM&FBOVESPA, which in the study are subdivided into two groups. Within the first group are companies considered to be bankrupt due to their present state of insolvency, either by association due to balances, or for having filed for judicial recovery. The second group includes solvent companies. Also, within this study for every insolvent company listed, we have provided yet another company of the same segment but of a higher asset value, one considered to be solvent. The data was collected within the period of 31<sup>st</sup> of December of 2004 to the 31st of December of 2013. The methodology used is based on the statistical methods of Discriminant Analysis and Logistic Regression. The explanatory variables used in prediction models were 29 financial indicators, separated into five groups: liquidity, debt, capital structure, average periods and profitability. The average accuracy for insolvency prediction for the Discriminant Analysis model and that of the Logistic Regression model was similar, they were 76.1% and 76.2%, respectively. The tests conducted derived their data from discriminant functions found in a period of 1 to 2 years prior to the filing for insolvency. This indicated the accuracy of the predictions of the model to be at 80.85% of insolvent companies before the insolvency process. For predictions dating 2 years prior to insolvency there was a noted reduction in the accuracy of the model to 68.09%. These results corroborate with previous studies conducted. For solvent companies the accuracy of prediction 1 prior to insolvency was 76.6%, and the accuracy of prediction 2 years prior to insolvency increased to 78.72%. The results indicate that the variables with the highest weight to perceived risk of insolvency were: Liabilities on Assets (X10) and Return on Equity (X27). With the objective of verifying the influence of adopting international norms of accounting in the forecast of insolvency, we applied statistical tests in separate samples in periods prior to and after the adoption of International Financial Reporting Standards (IFRS). Thereby, it was possible to verify that there was a considerable enhancement in the predictions of

insolvency post the usage of international accounting norms. The average of correct predictions increased from 73,5% to 82.1%. In this study we also found the relevancy of financial information in the prediction for insolvency since this data presents a good panorama for such predictions.

**Key words:** Prediction of insolvency. Financial indicators. Discriminant analyses. Logistic regression.



## **LISTA DE FIGURAS**

Figura 1 - Diferenças entre os conceitos de insolvência .....	33
Figura 2 - Forma da relação logística entre variáveis dependentes e independentes .....	76



## **LISTA DE GRÁFICOS**

Gráfico 1 - Curva ROC .....	100
-----------------------------	-----



## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Histórico das pesquisas desenvolvidas.....	42
Quadro 2 - Características dos artigos selecionados no portfólio bibliográfico .....	52
Quadro 3 - Métodos estatísticos utilizados no portfólio bibliográfico ..	57
Quadro 4 - Indicadores Econômico-Financeiros .....	61
Quadro 5 - Legenda das contas contábeis utilizadas nas fórmulas dos índices .....	62
Quadro 6 - Seleção de empresas em recuperação judicial.....	69
Quadro 7 - Seleção de empresas com passivo a descoberto.....	71
Quadro 8 - Separação das empresas em grupos antes e depois da adoção das IFRS .....	102



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Identificação dos percentis e dados discrepantes .....	65
Tabela 2 - Correlação de Pearson das variáveis .....	67
Tabela 3 - Resumo da amostra de empresas.....	72
Tabela 4 - Resumo dos setores das empresas .....	72
Tabela 5 - Estatística descritiva das variáveis .....	79
Tabela 6 - Testes de Normalidade.....	80
Tabela 7 - Testes de igualdade de médias .....	83
Tabela 8 – Coeficientes das funções discriminantes .....	85
Tabela 9 - Resultado da classificação método simultâneo .....	86
Tabela 10 – Grau de significância das variáveis .....	87
Tabela 11 - Coeficientes das funções pelo método <i>stepwise</i> .....	88
Tabela 12 - Resultado da classificação método <i>stepwise</i> .....	89
Tabela 13 - Resultado da classificação das empresas insolventes.....	90
Tabela 14 - Resultado da classificação das empresas solventes.....	92
Tabela 15 - Resultado da classificação períodos anteriores insolvência	95
Tabela 16 - Teste de significância dos coeficientes do modelo .....	96
Tabela 17 - Testes de ajuste do modelo .....	97
Tabela 18 - Grupos do teste de Hosmer-Lemeshow .....	97
Tabela 19 - Classificação método regressão logística.....	99
Tabela 20 - Coeficientes de função de classificação antes IFRS .....	103
Tabela 21 - Resultados da classificação antes IFRS .....	104
Tabela 22 - Coeficientes de função de classificação depois IFRS .....	105
Tabela 23 - Resultado da classificação depois IFRS .....	106





## LISTA DE SIGLAS

A	Ativo
AC	Ativo Circulante
ANC	Ativo Não Circulante
BACEN	Banco Central do Brasil
BMF&BOVESPA	Bolsa de Mercadoria e Futuros & Bolsa de Valores de São Paulo
C	Compras
CFC	Conselho Federal de Contabilidade
CPC	Comitê de Pronunciamentos Contábeis
CPC-00	Estrutura conceitual para a elaboração e apresentação das demonstrações contábeis
CPV	Custo dos Produtos Vendidos
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
D	Depreciação
DA	Despesas Administrativas
DB	Dívida Bruta
DF	Despesa Financeira
DL	Dívida Líquida
DV	Despesas com Vendas
E	Estoques
EBIT	<i>Earnings Before Interest and Taxes</i>
EBITDA	<i>Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization</i>
ELP	Passível Exigível a Longo Prazo
EX	Exigível
IASB	<i>International Accounting Standards Board</i>
IASC	<i>International Accounting Standards Committee</i>
IBRACON	Instituto de Auditores Independentes do Brasil
IFRS	<i>International Financial Reporting Standards</i>
JSE	<i>Johannesburg Securities Exchange</i>
KS	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>
LAJIR	Lucro antes dos juros e imposto de renda
LB	Lucro Bruto
LL	Lucro Líquido
PC	Passivo Circulante
PL	Patrimônio Líquido

PME	Prazo Médio de Estocagem
PMP	Prazo Médio de Pagamentos
PMR	Prazo Médio de Recebimentos
PNC	Passivo Não Circulante
$R^2$	Coefficiente de Determinação
RF	Resultado Financeiro
RLP	Ativo Realizável a Longo Prazo
ROA	<i>Return on Assets</i>
ROE	<i>Return on Equity</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
ROL	Receita Operacional Líquida
SW	<i>Shapiro-Wilk</i>
V	Vendas
VMCP	Valor Médio de Contas a Pagar
VMCR	Valor Médio de Contas a Receber

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>27</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO .....	27
1.2	TEMA E PROBLEMA.....	28
1.3	OBJETIVOS.....	28
1.3.1	Objetivo Geral .....	29
1.3.2	Objetivos Específicos.....	29
1.4	JUSTIFICATIVA .....	29
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO .....	30
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>31</b>
2.1	INSOLVÊNCIA E FALÊNCIA .....	31
2.2	TEORIA DA AGÊNCIA.....	34
2.3	RELEVÂNCIA DA INFORMAÇÃO CONTÁBIL .....	36
2.4	NORMAS INTERNACIONAIS DE CONTABILIDADE.....	38
2.5	MODELOS PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA.....	41
2.5.1	Modelo de Fitzpatrick (1932) .....	43
2.5.2	Modelo de Beaver (1966) .....	43
2.5.3	Modelo de Altman (1968).....	44
2.5.4	Modelo de Kanitz (1974) .....	45
2.5.5	Modelo de Elizabetsky (1976) .....	46
2.5.6	Modelo de Ohlson (1980) .....	47
2.5.7	Modelo de Silva (1982) .....	48
2.6	PESQUISAS SIMILARES RECENTES.....	48
<b>3</b>	<b>MÉTODO.....</b>	<b>59</b>
3.1	ENQUADRAMENTO METODOLÓGICO .....	59
3.2	DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS .....	59
3.2.1	Tratamento de dados faltantes ( <i>missing values</i> ).....	62
3.2.2	Tratamento de dados discrepantes ( <i>outliers</i> ).....	63
3.2.3	Coefficiente de correlação entre as variáveis .....	66
3.3	DEFINIÇÃO DA AMOSTRA .....	68
3.4	TÉCNICAS ESTATÍSTICAS DE ANÁLISE DE DADOS.....	73
3.4.1	Análise Discriminante Linear.....	73
3.4.2	Regressão Logística .....	74
<b>4</b>	<b>RESULTADOS DA PESQUISA .....</b>	<b>77</b>
4.1	ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS.....	77
4.2	ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR .....	80
4.2.1	Testes de normalidade dos dados.....	80
4.2.2	Teste de igualdade de médias.....	82
4.2.3	Desenvolvimento do modelo discriminante pelo método simultâneo .....	84

4.2.4	Coeficientes das funções discriminantes no procedimento <i>stepwise</i> .....	86
4.2.5	Previsão de insolvência antes do processo de insolvência.....	89
4.3	REGRESSÃO LOGÍSTICA .....	96
4.3.1	Testes de significância e ajuste do modelo .....	96
4.3.2	Desenvolvimento modelo – seleção de variáveis .....	97
4.3.3	Resultado da classificação .....	98
4.3.4	Gráfico da Curva de ROC .....	99
4.4	IMPACTO DA ADOÇÃO DAS IFRS NA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA .....	100
4.4.1	Previsão de insolvência antes adoção IFRS.....	103
4.4.2	Previsão de insolvência depois adoção IFRS.....	104
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>107</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>109</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A previsão de insolvência busca obter uma classificação confiável e objetiva sobre futuros problemas financeiros e, desperta interesse de vários usuários na análise das demonstrações contábeis, tais como: investidores, instituições de crédito, auditores contábeis, administradores, contadores, fornecedores, acadêmicos e pesquisadores.

Os termos insolvência e falência quase sempre são tratados como sinônimos, porém conforme Iudícibus e Lopes (2004) a insolvência é o estado no qual a empresa torna-se impossibilitada de cumprir determinado compromisso e a falência acontece quando procedimentos são empreendidos sob leis falimentares e a corporação está inapta a pagar ou obter acordo com seus credores sem intermediação da justiça.

O tema começou a ser estudado no trabalho de Fitzpatrick (1932), que comparou 19 empresas bem sucedidas com 19 empresas que foram à falência durante os anos de 1920 e 1929 nos Estados Unidos. Novas pesquisas têm sido realizadas até hoje, buscando o aprimoramento dos métodos de previsão de insolvência, seja com a utilização de técnicas estatísticas mais adequadas ou a atualização de indicadores contábeis utilizados nos modelos. Algumas das pesquisas que serão abordadas neste trabalho foram: Beaver (1966), Altman (1968), Kanitz (1976), Elizabetsky (1976), Ohlson (1980), Silva (1982), Charitou, Neaphytou e Charalambous (2004), Pindado e Rodrigues (2004), Chen *et al.* (2006), Brito e Assaf Neto (2008), Gepp, Kumar e Bhattacharya (2010), dentre outras.

Neste capítulo apresenta-se o tema a ser abordado, os objetivos da pesquisa, separados em geral e específicos, a justificativa e a estrutura do trabalho.

### 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Previsão de falência é de importância crescente para a governança corporativa. Economias globais tornaram-se cautelosas sobre os riscos envolvidos em responsabilidade corporativa, especialmente após o fechamento de organizações gigantes como Enron e WorldCom, e um dos principais objetivos da regulamentação de Basileia II é minimizar o risco de crédito. Muitos modelos têm sido utilizados para prever a falência corporativa. Todos esses métodos têm seus pontos fortes e fracos, e escolher entre eles para aplicação empírica não é simples (AZIZ, DAR, 2006).

A literatura científica não apresenta modelos de previsão de insolvência unanimemente aceitos pelos pesquisadores, mas há vários estudos realizados com o objetivo de conhecer antecipadamente se uma empresa incorre no risco de entrar em processo de insolvência. Os métodos criados buscam minimizar as limitações geográficas, setoriais e dimensionais que apresentam os modelos de previsão de insolvência (CHARITOU *et al.*, 2004; AZIZ, DAR, 2006; PINHEIRO *et al.*, 2009).

Eifert (2003) cita que os estudos sobre modelos para previsão de falências de empresas têm se amparado, na maioria das vezes, no uso de dados históricos onde são emparelhados grupos de empresas falidas ou concordatárias e solventes ou saudáveis. Para Pinheiro *et al.* (2009), a partir de indicadores históricos das empresas e, por meio da classificação dicotômica de dados, estima-se um modelo que melhor representa a combinação das variáveis utilizadas, possibilitando prever antecipadamente a insolvência das entidades.

A contabilidade tem como objetivo fornecer a seus usuários informações úteis para a avaliação econômica e financeira da entidade. Iudícibus (2010) destaca que uma das finalidades da contabilidade é a avaliação de desempenho de períodos passados, além de fornecer informações hábeis para tomada de decisões gerenciais a respeito do futuro.

A utilização de dados contábeis é usada na elaboração de modelos para previsão de insolvência. Para Guimarães e Moreira (2008), os registros contábeis refletem as ações dos gestores das firmas e essas ações devem ser orientadas pela racionalidade econômica que, segundo a teoria da firma, é a maximização do lucro ou da riqueza do acionista. Maximizar a riqueza do acionista significa alocar recursos em ativos cujos riscos sejam compatíveis com seus retornos ou escolher a estrutura ótima de capital ou, ainda, minimizar custos. Todas estas ações podem ser extraídas de indicadores contábeis.

## 1.2 TEMA E PROBLEMA

Diante da contextualização exposta anteriormente, o tema escolhido para a presente dissertação é a previsão de insolvência e surge então o seguinte problema de pesquisa: Qual a relação da informação contábil com o risco de insolvência de empresas no Brasil?

## 1.3 OBJETIVOS

### 1.3.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo de previsão de insolvência para empresas brasileiras listadas na BM&FBOVESPA, baseado em indicadores contábeis.

### 1.3.2 Objetivos Específicos

- Identificar quais variáveis explicativas são mais relevantes no processo de previsão das empresas solventes e insolventes.
- Construir uma equação utilizando a Análise Discriminante Linear e outra por meio da Regressão Logística para classificar empresas em situação de insolvência e solvência a partir de indicadores contábeis.
- Verificar a influência da adoção das normas internacionais de contabilidade na previsão de insolvência empresarial.

## 1.4 JUSTIFICATIVA

A previsão de insolvência pode ser utilizada por investidores como ferramenta de análise de risco das empresas, onde será possível prever uma situação financeira difícil com antecedência, de forma que os prejuízos financeiros sejam evitados ou reduzidos. Estes prejuízos podem gerar custos que atingem diretamente funcionários, gestores, acionistas, fornecedores e até mesmo a sociedade em geral, pois o recolhimento de tributos gerado pelas empresas pode ser aplicado para o bem comum da sociedade.

Zhou (2013) afirma que quando uma empresa pede um empréstimo de um credor, o credor deve responder se é possível que o mutuário vá à falência e não pague o empréstimo? Antes de um investidor fazer um investimento em ações de uma empresa, o investidor sempre se preocupa com a falência da empresa, que pode causar uma perda de todo o investimento. Portanto, o estudo é importante para credores e investidores para ser capaz de prever a falência da empresa.

O trabalho justifica-se pelo interesse profissional, onde a previsão de insolvência pode ser uma ferramenta para gestores de empresas tomarem melhores decisões de crédito, reduzindo assim os riscos financeiros causados pela inadimplência de clientes e/ou fornecedores.

Premachandra, Bhabra e Sueyoshi (2009) afirmam que a previsão de falências é importante porque uma falência impõe custos

significativos diretos e indiretos entre as partes interessadas da empresa. Evidências sugerem que os custos diretos (custas judiciais, advogados e peritos) podem ser entre 5% e 28% quando ambos os custos diretos e indiretos (perda de vendas, lucros cessantes, maior custo de crédito, oportunidades de investimentos perdidos) são considerados. Dessa forma a necessidade de detecção precoce do potencial de insolvência é muito importante.

Conforme Sanvicente e Minardi (1998), previsão de falências é um aspecto essencial de modelos de gerenciamento de risco de crédito. Castro Junior (2003) afirma que no Brasil são poucos os estudos realizados nesta área, seja por falta de dados adequados a um estudo desta natureza, seja pela crença de que indicadores contábeis não oferecem grande confiabilidade para a análise de risco de crédito de empresas. Porém os estudos em geral mostram que se analisados adequadamente, como afirmam Matias e Siqueira (1996), os balanços podem constituir em fonte de dados fundamentais para modelos de previsão de insolvência.

A contabilidade brasileira foi revolucionada com a adoção das normas internacionais de contabilidade e pela Lei 11.638 de 2007. No período anterior às normas internacionais, as empresas tinham como prática àquelas permitidas pelo fisco, que por vezes distorcia nas demonstrações a realidade econômica da empresa (IUDÍCIBUS, 2010). Com base neste argumento o trabalho buscou verificar se há indícios de que as demonstrações contábeis trouxeram informações mais confiáveis para a tomada de decisão.

No âmbito acadêmico a pesquisa torna-se relevante, pois sugere um modelo para previsão de insolvência, assim como comparando os resultados encontrados com métodos desenvolvidos anteriormente.

## 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Em termos de organização, este trabalho divide-se em seis seções. Após esta, de caráter introdutório, apresenta-se a revisão da literatura a respeito dos conceitos de insolvência e falência, as teorias da firma e da agência, a relevância da informação contábil, modelos para previsão de insolvência e estudos recentes. Como terceira seção apresenta-se a metodologia utilizada para responder o problema de pesquisa. Na sequência apresentam-se os resultados obtidos com as análises. Posteriormente, como quinta seção são descritas as considerações finais. Por fim, se apresentam as referências utilizadas como base de sustentação teórica do desenvolvimento deste estudo.



## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica deste trabalho está dividida em 6 tópicos principais, onde inicialmente são apresentados os conceitos de insolvência e falência, que serviu de apoio para a definição da amostra da pesquisa. Em seguida é conceituada a teoria da agência, onde foi explanada sua definição e a finalidade. A relevância da informação contábil deu suporte teórico para a utilização dos indicadores contábeis como variáveis explicativas. O quarto tópico tratou das normas internacionais de contabilidade, onde foi apresentado seu histórico, objetivos e implantação no Brasil. Em seguida são trazidos alguns modelos históricos para previsão de insolvência e por fim foram apresentadas pesquisas similares recentes publicadas em periódicos nacionais e internacionais.

### 2.1 INSOLVÊNCIA E FALÊNCIA

Na literatura, os termos *insolvency* e *failure* quase sempre aparecem como sinônimos, mas é importante citar a correta compreensão e estabelecimento desse fenômeno. A insolvência (*insolvency*) é definida como o estado no qual a empresa torna-se impossibilitada de cumprir determinado compromisso (IUDÍCIBUS, LOPES, 2004). Enquanto a falência pode ser definida como “procedimentos que são empreendidos sob leis falimentares quando a corporação está inapta a pagar ou obter acordo com seus credores sem intermediação da justiça” (IUDÍCIBUS, LOPES, 2004).

Conforme Ross, Westerfield e Jaffe (2011), a insolvência pode ser decorrente de fluxo ou de saldo. A insolvência baseada em fluxo pode ser representada pela falta de liquidez momentânea e a de saldo decorre de valor econômico negativo (passivo a descoberto).

Segundo Castro Junior (2003), a insolvência técnica diz respeito a uma falta de liquidez da firma que impossibilita o cumprimento de uma obrigação. Sendo assim, a insolvência técnica pode ser uma condição temporária. Já a insolvência baseada em saldos, ocorre quando a firma tem valor econômico negativo, ou seja, o valor presente dos fluxos de caixa futuros é menor que o total de suas obrigações.

Na visão de Altman e Hotchkiss (2006), os insucessos empresariais têm sido definidos por diversos conceitos, buscando caracterizar o problema. Dos vários conceitos existentes, quatro deles são recorrentes na literatura: insuficiência, *default*, insolvência e

falência. A seguir, são apresentados os conceitos na visão Altman e Hotchkiss (2006):

a) Insuficiência - pelo critério econômico, equivale a taxas de retorno de investimento significativa e continuamente mais baixas em comparação a outras de similar investimento. Consequentemente, as receitas são insuficientes para cobrir os custos. Os autores observam que uma empresa pode permanecer com insuficiência econômica por muitos anos.

b) *Default* - ocorre quando o credor viola cláusula contratual passível de ação legal. Os autores classificam os *covenants* de um empréstimo como exemplo de *default*. Segundo os autores, raramente essas violações levam à falência. Por outro lado, a falta de pagamento de um empréstimo, geralmente com juros periódicos, tem maior chance de ser reconhecido como um *default* legal.

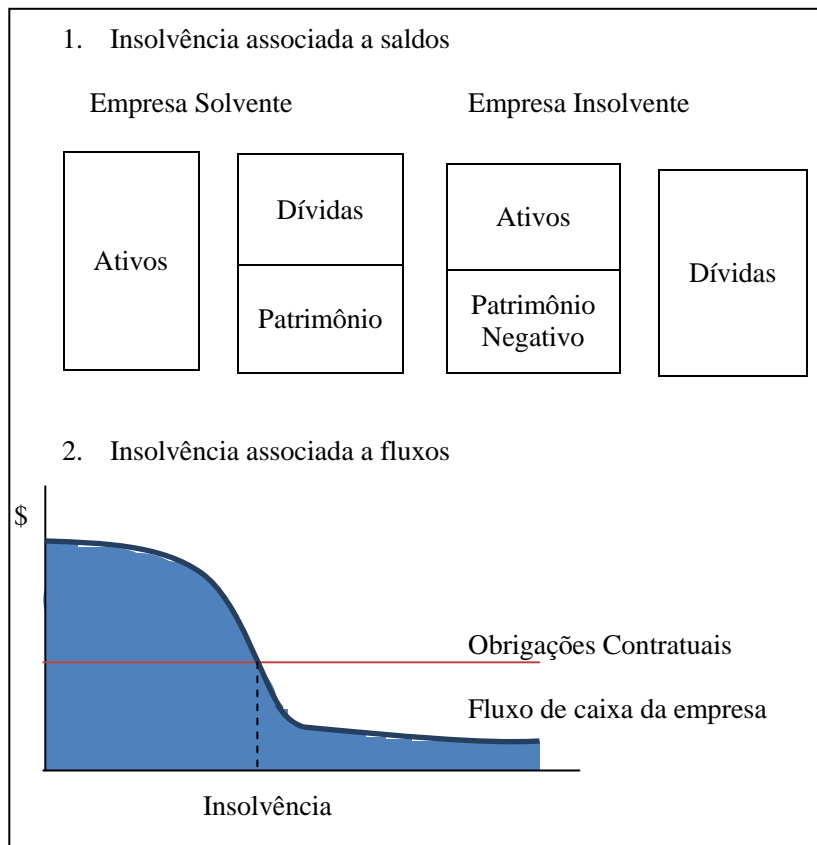
c) Insolvência - é caracterizado pela falta de liquidez ou não cumprimento de uma obrigação. Pode ser uma condição temporária. Os autores chamam a atenção para a insolvência no sentido de falência, em que a situação é muito mais crítica e indica uma condição crônica e não temporária. A insolvência, no sentido de falência, é caracterizada pelo passivo a descoberto.

d) Falência – de acordo com os autores, um tipo de falência pode ser caracterizada pela insolvência, dada a posição patrimonial. Um segundo tipo de falência é a formalização da declaração junto à justiça, buscando a liquidação da empresa ou apresentando um programa de recuperação.

De acordo com Mendes (2014) uma empresa encontra-se em situação de insolvência quando o fluxo de caixa gerado não é suficiente para cobrir os custos e despesas operacionais da mesma. A lista de eventos que caracterizam uma empresa em dificuldades financeiras é extensa, mas eles citam como exemplo a redução de dividendos, o fechamento de fábricas, os prejuízos, a dispensa de funcionários, as renúncias de presidente e a queda substancial do preço das ações.

A Figura 1 representa esquematicamente as diferenças entre os conceitos de insolvência baseada em fluxo (ou insolvência técnica) e a insolvência baseada em saldos.

Figura 1 - Diferenças entre os conceitos de insolvência



Fonte: adaptado de Ross, Westerfield e Jaffe (2011).

Conforme Altman e Hotchkiss (2006), as razões para a insolvência das empresas são, em sua grande maioria, decorrentes do mau gerenciamento. Todavia, os autores explicam que os motivos que podem levar à insolvência são os mais variados, e exemplificam: desaceleração e desregulamentação do setor, elevadas taxas de juros, competição internacional, aumento da alavancagem, condição macroeconômica, entre outros.

Para Ross, Westerfield e Jaffe (2011), a insolvência pode ser um alerta para a empresa. Empresas com maior endividamento tendem a antecipar uma situação de insolvência. No entanto, segundo os autores,

empresas que passam por essa situação mais cedo têm um tempo maior para solucioná-la.

## 2.2 TEORIA DA AGÊNCIA

Jensen e Meckling (1976) definem o relacionamento de agência como um contrato no qual uma ou mais pessoas (principal) contratam outra pessoa (agente) para realizar alguma atividade em seu nome ou a seu mando, delegando autoridade ao agente. Toda vez que alguém é posto para administrar os interesses de outro surge a relação de agência.

Esse relacionamento pode ser impactado por interesses individualistas e oportunistas, pois é esperado que ambas as partes procurem maximizar resultados individuais, acarretando na predição de que o agente possa vir a agir em próprio benefício, independentemente dos efeitos para o principal.

O problema de agência, segundo Hatch (1997), envolve o risco do agente agir de acordo com seus interesses ao invés dos do principal. Para evitar esses problemas de conflito de interesses, são realizados contratos, cujo objetivo é alinhar os interesses dos agentes com os de seus principais.

Para Eisenhardt (1985), a habilidade dos principais em saberem se os agentes estão ou não agindo de acordo com seus interesses, depende das informações disponibilizadas aos principais. Essas informações podem ser obtidas pelo monitoramento direto das ações dos agentes, ou pelo acompanhamento dos resultados produzidos pelos agentes.

Jensen e Meckling (1976) analisaram, ao tratar dos custos de agência, a perda residual como um de seus custos. Essa perda é referente a cada unidade monetária equivalente de redução no bem-estar do principal em função das divergências existentes. Outros custos de agência destacados pelos autores são as despesas de monitoramento por parte do principal e as despesas com a concessão de garantias contratuais por parte do agente.

Ainda sobre os conflitos de interesse, Segatto-Mendes e Rocha (2005) afirmam que estes conflitos conduzem à existência de custos, que envolvem tanto os custos de oportunidade (relacionado às perdas devido à aplicação de recursos em determinado fim e não em outro que geraria maiores rendimentos), quanto gastos para monitoramento do comportamento dos gestores, com a finalidade de incentivá-los a maximizar a riqueza do acionista e protegê-lo das ações inadequadas dos administradores.

Pode-se observar também que os custos de agência podem surgir em todas as situações que envolvam esforços cooperativos por parte de duas ou mais pessoas, mesmo não havendo uma relação entre principal/agente claramente definida.

De Godoy e Marcon (2008) fundamentam que a Teoria da Agência tem sido de grande valia no entendimento das diversas relações entre principal e agente, em diversos setores no ambiente organizacional, e busca estabelecer e identificar os incentivos que levam o agente executar o que dele se espera, de forma a atender aos interesses do principal.

Para Gong (2003), o agente e o principal têm interesses divergentes e o centro da questão entre eles é a formatação de um mecanismo de controle que faça o agente se comportar de acordo com os interesses do principal. Jamison (1998) já havia alertado que a Teoria da Agência indica que os interesses conflitantes afetam as habilidades dos investidores e dos administradores em fazerem mudanças, mesmo as que eles deveriam fazer.

A teoria de agência, por Segatto-Mendes e Rocha (2005) analisa os conflitos e custos resultantes da separação entre a propriedade e o controle do capital. Essa possibilidade de não-participação do acionista no gerenciamento da empresa é bem representada pela sociedade por ações, que limita a responsabilidade do acionista para com a organização à parcela de capital que ele investiu.

A teoria da agência trata de conflitos de interesse existente nas empresas entre os acionistas, credores e gestores. Esse conflito ocorre em função de cada uma das partes buscarem maximizar seus interesses pessoais o que pode vir a afetar o interesse dos envolvidos e causar a expropriação das demais partes.

Essa utilidade pessoal deve-se à utilização inadequada de recursos e, pode ser constatada por diversos mecanismos: desde a nomeação de pessoas ligadas ao controlador ou parentes para a gestão da empresa, até a diferenciação de dividendos para o grupo de controle com base em critérios pessoais de interesse. Outros fatores podem ainda ser citados, tais como a realização de empréstimos entre empresas do mesmo grupo pertencentes ao controlador com taxas mais baixas do que o mercado por meio de contratos de mútuo e, ainda, resistência às decisões da empresa.

Para Leal, Ferreira e Da Silva (2002), outros procedimentos podem ser encontrados como exploração pessoal pelos controladores de oportunidades da empresa, como o uso de garantias em empréstimo

entre empresas controladas pelo mesmo acionista, além de diluição imprópria do capital minoritário.

Uma vez existente a possibilidade de conflitos de interesses quanto à propriedade e o controle do capital, há que delimitar funções e conduções sobre as mesmas por parte dos gestores e acionistas.

Desse modo, dentre as finalidades da teoria da agência, está a do principal procurar mecanismos para limitação dessas divergências de interesse e, assim, estabelecer ao agente, incentivos e técnicas de monitoramento. Para Zimmerman (1997), a maximização do valor das ações, a política de dividendos, a recompensa dos executivos e a implementação de um processo de auditoria são alguns dos mecanismos utilizados para resolver os problemas de agência entre executivos e acionistas.

## 2.3 RELEVÂNCIA DA INFORMAÇÃO CONTÁBIL

A contabilidade tem como objetivo fornecer a seus usuários informações úteis para a avaliação econômica e financeira da entidade. Iudícibus (2010) destaca que uma das finalidades da contabilidade é a avaliação de desempenho de períodos passados, além de fornecer informações hábeis para tomada de decisões gerenciais a respeito do futuro.

A literatura contábil atribui o início da investigação sobre a relação entre as variáveis contábeis e o mercado de capitais, ao trabalho de Ball e Brown (1968). Foi possível observar que as informações contábeis apresentam conteúdo informativo capaz de alterar as expectativas dos investidores, através das variações nos valores de mercado da empresa e assim estabelecido que os resultados contábeis possuam informações relevantes para o mercado de capitais. A partir daí surgiram vários estudos que procuraram encontrar a relação entre o preço das ações e o anúncio de resultados das empresas.

Segundo Barth, Beaver e Landsman (2001) a primeira definição de relevância foi encontrada na pesquisa de Amir e Venuti (1993), que analisaram a relevância dos ajustes de reconciliação dos resultados contábeis e do patrimônio líquido ao padrão contábil norte-americano de empresas estrangeiras que listam suas ações na Bolsa de Valores de Nova York. Em algumas pesquisas, o autor ainda define relevância como a associação entre informações contábeis e o valor de mercado da empresa.

Há ainda, quatro possíveis interpretações e definições sobre o termo relevância consideradas por Francis e Schipper (1999). A

primeira interpretação considerada pelos autores diz que o conceito de relevância da informação contábil é inferido a partir dos retornos obtidos através da implementação de estratégias baseadas em informações contábeis, partindo da premissa de que os números contábeis refletem diretamente no valor intrínseco da empresa e não o preço.

A segunda abordagem sobre o valor relevante destaca que uma informação financeira possui relevância quando contém variáveis utilizadas em um modelo de avaliação ou contribui para prever as mesmas. Já a terceira interpretação de Francis e Schipper (1999) destaca que a informação contábil pode ser considerada relevante quando for utilizada pelos investidores na tomada de decisão quanto às mudanças de preço.

E por fim, a quarta definição de relevância destaca que o principal papel das informações contábeis nada mais é, do que resumir transações da empresa. Ou seja, essas informações serão relevantes conforme sua capacidade de capturar e resumir informações da empresa, mas não necessariamente serão relevantes o suficiente para alterar as decisões dos gestores.

De acordo com Francis e Schipper (1999, pg. 326-327) “[...] relevância é mensurada pela capacidade das informações contábeis capturarem ou resumirem informações, independentemente da fonte, que afeta os valores das ações”.

Conforme Beaver (2002) a relevância investiga a relação entre o valor de mercado (variável dependente) e as variáveis contábeis (independentes). Desta forma, uma variável contábil será considerada relevante se for diretamente relacionada com a variável dependente. O autor também destaca que a base teórica para os estudos de relevância da informação contábil para o mercado de capitais contempla a combinação da teoria de avaliação e o contexto da divulgação das informações contábeis.

Barth, Beaver e Landsman (2001) destacam que a informação contábil pode ser relevante, mas não relevante para as decisões dos investidores, se forem substituídas por informações mais tempestivas.

Já Yamamoto e Salotti (2006) afirmam que a informação contábil pode ser considerada relevante se altera o conhecimento do seu usuário em relação à empresa, pois se torna capaz de influenciar sua decisão econômica.

O Comitê de Pronunciamentos Contábeis (CPC) por meio do pronunciamento CPC-00 intitulado Estrutura Conceitual para Elaboração e Divulgação de Relatório Contábil-Financeiro –

Pronunciamento Conceitual Básico, destaca que as informações são relevantes quando podem influenciar as decisões econômicas dos usuários, ajudando-os a avaliar o impacto de eventos passados, presentes ou futuros ou confirmando ou corrigindo as suas avaliações anteriores (CPC, 2011).

O estudo de Lima (2010) tinha como objetivo principal analisar se houve aumento na relevância das informações contábeis a partir da adoção parcial das normas internacionais de contabilidade no Brasil. Foi utilizada uma amostra de 2.277 observações trimestrais de todas as empresas participantes do Ibovespa, entre 1995 e 2009. Seus resultados indicam que as demonstrações contábeis possuem conteúdo informacional e que para a amostra de empresas que possuem incentivos para serem mais informativas não foram constatadas diferenças em seu conteúdo informacional antes e depois do início do processo de migração para as normas IFRS (*International Financial Reporting Standards*). De modo complementar os resultados sugerem também que a relevância da informação contábil, mensurada através dos modelos de preço e retorno, aumentou após a adoção das normas IFRS no Brasil.

## 2.4 NORMAS INTERNACIONAIS DE CONTABILIDADE

Desde a década de 60, conforme o crescimento dos mercados globalizados notou-se que a contabilidade deveria ser avaliada a partir da sua capacidade de fornecer informações aos seus usuários. Diante deste contexto e da forte expansão do mercado de capitais, começou a se dar mais destaque para a contabilidade internacional, com o intuito de unificar a normas contábeis e facilitar o entendimento das informações em todas as partes do mundo (ANTUNES; ANTUNES; PENTEADO, 2007).

Conforme Carvalho e Lemes (2002), a falta de uma linguagem única de comunicação em nível mundial se torna um empecilho às empresas, pois quando se deparam com as dificuldades em apresentar suas demonstrações contábeis financeiras sob outras normas, sentem-se desestimuladas a recorrer a outros mercados.

Franco (1997) argumenta que o ideal seria que as normas fossem universalmente uniformizadas, em especial no caso da contabilidade, que, sendo linguagem universal de negócios e atividades econômicas, precisa ser entendida por todos aqueles que se utilizam de suas informações como usuários.

Ao final dos anos 90, foi criado então o *International Accounting Standards Board* (IASB), em substituição ao IASC – *International*



*Accounting Standards Committee*, de 1973, que passou a publicar as normas que passariam a ser consideradas como padrões contábeis internacionais. Esses padrões são os chamados IFRS -*International Financial Reporting Standards*.

Ao longo dos anos houve diversas mudanças e adaptações das empresas em relação às Normas Internacionais de Contabilidade e em 2005 mais de 90 países já haviam adotado estas normas, além de todas as empresas listadas em Bolsa de Valores dos 25 países da União Europeia. A Bolsa de Valores de Nova York também aprovou medida semelhante, onde empresas estrangeiras interessadas em ter suas ações negociadas através dela, deveriam apresentar a partir de então, a elaboração das demonstrações contábeis baseadas nas normas do IASB.

Um estudo realizado por Perramon e Amat (2006) indicou que a adoção das normas internacionais de Contabilidade pode influenciar no resultado de empresas espanholas de diferentes tamanhos e rentabilidade. Ao analisar indicadores financeiros após a criação da IFRS, Miranda (2008) concluiu que a adoção das normas IFRS poderiam provocar mudanças significativas nos indicadores econômico-financeiros de bancos de alguns países europeus. Já Silva, Couto e Cordeiro (2009) indicaram que realmente houve um impacto significativo nas informações dos relatórios financeiros de empresas portuguesas de capital aberto ao se adotar o IFRS.

Iudícibus (2010) destaca que com a adoção das normas internacionais e a prevalência da essência sobre a forma, tanto o contador quanto o auditor devem conhecer muito bem a operação a ser contabilizada e as circunstâncias que as cercam. Não basta apenas contabilizar o que está escrito, mas ter certeza de que o documento formal represente, de fato, a essência econômica dos fatos sendo registrados.

No Brasil houve uma demora na adoção das normas internacionais, pois havia Lei Federal que legislava as práticas contábeis de empresas de capital aberto. Foram necessárias alterações nas legislações e a aprovação por órgãos regulamentadores, tais como o Conselho Federal de Contabilidade (CFC), a Comissão de Valores Mobiliários (CVM), o Banco Central do Brasil (BACEN) e o Instituto de Auditores Independentes do Brasil (IBRACON). Estes órgãos possuem papel fundamental no estudo das normas internacionais e promovem os ajustes decorrentes de suas aplicações.

O Conselho Federal de Contabilidade, que é emissor das Normas Brasileiras de Contabilidade criou os chamados CPC's, pronunciamentos emitidos pelo Comitê de Pronunciamento Contábil

para regulamentar as normas nos padrões IFRS. Cada pronunciamento técnico emitido é analisado pelos agentes reguladores (CFC, CVM, BACEN, IBRACON, e Agências Reguladoras) que emitem suas próprias resoluções determinando o seguimento dos pronunciamentos do CPC.

Conforme a Resolução do Conselho Federal de Contabilidade, CFC nº. 1.055/05, o CPC tem o objetivo de "estudar, preparar e a emitir Pronunciamentos Técnicos sobre procedimentos de Contabilidade e a divulgação de informações dessa natureza, para permitir a emissão de normas pela entidade reguladora brasileira, visando à centralização e uniformização do seu processo de produção, levando sempre em conta a convergência da Contabilidade Brasileira aos padrões internacionais".

No Brasil também foi possível encontrar estudos sobre o impacto das Normas Internacionais de Contabilidade. Podemos destacar a pesquisa de Santos e Calixto (2010) que analisaram os efeitos da transição do IFRS em empresas listadas na Bovespa, a partir de 2008, e encontraram lucros superiores com a adoção das normas IFRS, o que pode ser explicado, de acordo com os autores, pela redução do conservadorismo contábil brasileiro.

Ainda no contexto nacional, Lima (2010) constatou que os ajustes de reconciliação do patrimônio líquido e do lucro líquido durante a transição do padrão contábil brasileiro para as normas IFRS foram relevantes para o mercado de capitais do país. Grecco, Geron e Formigoni (2009) mostraram em suas pesquisas, que a adoção das novas práticas contábeis teve como consequência um maior nível de conservadorismo às demonstrações contábeis das companhias abertas brasileiras. E ainda, Braga *et al.* (2011) mostraram em suas pesquisas que houve um aumento significativo apenas no índice de endividamento com a reapresentação das demonstrações contábeis referentes ao exercício do ano de 2007, de acordo com as novas práticas contábeis adotadas no Brasil.

Segundo Iudícibus (2010), o estabelecimento de normas e padrões contábeis foi realizado em sua quase totalidade pelo governo, uma vez que as demais instituições e o setor privado tiveram pequena participação nesse processo. Com isto há uma forte relação entre os aspectos contábeis e tributários, fazendo com que a relevância da informação contábil de empresas torne-se menor para todos os demais usuários.

A padronização das normas contábeis pelas empresas mundiais gerou diversos benefícios econômicos para as empresas, dentre eles, é possível destacar a transparência e clareza das informações, pois agora,

os investidores podem aplicar recursos com redução de risco, além de reduzir custos de capital de giro e de análise e elaboração de relatórios contábeis.

Outro benefício encontrado na adoção das medidas normatizadas pelo IASB é que seja viabilizada a comparabilidade das informações contábeis produzidas pelas empresas situadas em países distintos, permitindo, assim, a compreensão e interpretação de dados gerados. Ainda, a adoção de práticas de gestão mais transparente e o uso de normas contábeis internacionalmente aceitas, tendem a refletir em melhores avaliações de crédito atribuídas por agências de *rating* e em aumento da liquidez do mercado. (CARVALHO; LEMES; COSTA, 2006; BUCHANAN, 2003; LEHMAN, 2005).

De acordo com Iudícibus *et al.* (2010), as mudanças mais relevantes que decorrem do processo de internacionalização dos padrões contábeis são: a primazia da essência sobre a forma, normas contábeis orientadas por princípios e necessidade do exercício do julgamento por parte dos profissionais de contabilidade.

## 2.5 MODELOS PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Muitos estudos foram desenvolvidos para avaliar a capacidade de serem previstos problemas financeiros nas empresas, tendo como base, indicadores extraídos das demonstrações contábeis. No Quadro 1 será exposto um breve histórico de algumas pesquisas desenvolvidas nesta área, destacando os autores, objetivo e resultado. Posteriormente, cada modelo será detalhado e analisado.

Quadro 1 - Histórico das pesquisas desenvolvidas

<b>Autor/ Ano</b>	<b>Objetivo</b>	<b>Resultado</b>
Fitzpatrick (1932)	Observar alguns indicadores de desempenho da empresa e classificá-los como acima ou abaixo de determinado padrão ideal.	Conclui que os índices extraídos de demonstrações contábeis poderiam fornecer indicações importantes quanto ao risco de inadimplência de uma empresa.
Beaver (1966)	Identificar quais os índices que melhor poderiam prever a insolvência de uma empresa.	Com apenas dois índices, considerados de maior capacidade de predição, o erro de classificação da amostra de Beaver foi de 13% para um ano antes da falência.
Altman (1968)	Avaliar a qualidade da análise de índices de balanços com uma técnica analítica estatística mais avançada e estruturada.	Os índices mostram deterioração maior quando se aproximam do ano da falência e as maiores mudanças nos índices ocorrem entre dois e três anos antes da falência.
Kanitz (1974, 1978)	Indicar a capacidade das demonstrações contábeis de prever problemas de solvência das empresas.	Gerou o indicador de solvência, mais conhecido como Termômetro de Insolvência para classificar as empresas em situação de solvência, penumbra ou insolvência.
Elizabetsky (1976)	Procurou obter maior objetividade com base nas informações do passado do cliente para tomar a decisão de conceder ou não o crédito.	Apresentou sua proposta de utilização do fator de insolvência como forma de delimitar os níveis de alçada dos participantes do processo de crédito, ampliando esses níveis quando os clientes tivessem escore Z bom.
Ohlson (1980)	Reconhecendo as limitações da análise discriminante, foi o primeiro a desenvolver um modelo preditivo de insolvência através da Regressão Logística.	Os resultados se mostraram inferiores aos estudos anteriores realizados por Altman. O modelo de Ohlson classificou erroneamente 17,4% das empresas que não entraram em falência e 12,4% daquelas que entraram.
Silva (1982)	Desenvolver um modelo para classificação de empresas com vistas à concessão de crédito, por meio de análise discriminante, introduzindo novos índices financeiros e testando outros fatores.	Verificou que os índices que melhor classificam empresas um ano antes da insolvência não são os mais eficazes dois anos antes desse evento e também que o setor de atividade possui influência na definição do conjunto de índices que sejam eficientes na classificação de empresas.

Fonte: elaborado pelo autor.

### **2.5.1 Modelo de Fitzpatrick (1932)**

Iudícibus (2010) afirma que o primeiro trabalho que se tem notícia sobre este tema é o de Fitzpatrick, em 1932. Em sua pesquisa, realizou um levantamento aleatório de 19 empresas solventes e insolventes, entre 1920 e 1929, comparando os índices dos dois grupos. Utilizou-se do conceito de Índices-padrões, que, uma vez estabelecidos para o período, foram comparados aos índices encontrados em cada grupo.

A falta de ferramentas avançadas para análise dos indicadores fez com que o autor usasse métodos de observação de alguns indicadores de desempenho da empresa, classificando-os acima ou abaixo de um determinado padrão ideal, comparando-os ao longo do tempo (FITZPATRICK, 1932).

Os índices mais significativos foram: Patrimônio Líquido sobre Passivo e Lucro Líquido sobre Patrimônio Líquido. Após comparar os indicadores financeiros dos dois grupos de empresas, Fitzpatrick (1932) conclui que os índices extraídos de demonstrações contábeis poderiam fornecer indicações importantes quanto ao risco de inadimplência de uma empresa.

### **2.5.2 Modelo de Beaver (1966)**

Em seu estudo, Beaver (1966), coletou dados sobre falência, não-pagamento de dividendos e inadimplência com debenturistas de 79 empresas, entre 1954 e 1964. Fez uma comparação das demonstrações contábeis desse grupo de empresas com outro formado por 79 empresas com boa saúde financeira, do mesmo ramo e com o mesmo volume de ativo.

Iniciou o estudo com 30 índices, terminando-o com apenas seis:

- 1) Geração de caixa sobre dívida total;
- 2) Lucro líquido sobre ativo total;
- 3) Exigível total sobre ativo total;
- 4) Capital de giro sobre ativo total;
- 5) Liquidez corrente;
- 6) Capital circulante líquido menos estoque sobre desembolsos operacionais previstos.

Beaver (1966) usou um teste de classificação dicotômica, cuja técnica pode ser assim descrita:

- a) empresas são aleatoriamente divididas em duas subamostras;

b) para certo índice, os dados da primeira amostra são dispostos em ordem crescente;

c) busca-se encontrar um índice-limite ou um ponto crítico (tentativa e erro);

d) o ponto crítico para a primeira subamostra é usado para prever a situação de falência das empresas na segunda subamostra;

e) semelhantemente, um ponto crítico ideal foi derivado para a segunda subamostra e foi usado para prever a situação de falência das empresas na primeira subamostra;

f) completado esse processo, tem-se a capacidade de predição dos índices.

Beaver (1966) chegou à conclusão de que o melhor indicador financeiro para discriminar empresas solventes de empresas insolventes era o Fluxo de Caixa/ Total de Endividamento e ainda, que com apenas dois índices (geração de caixa sobre o exigível total e lucro líquido sobre o ativo total), considerados de maior capacidade de predição, o erro de classificação da amostra era de 13% para um ano antes da falência.

### 2.5.3 Modelo de Altman (1968)

O objetivo de Altman (1968) foi semelhante ao de Beaver (1966), em que buscou avaliar a qualidade da análise de índices de balanços com uma técnica analítica estatística mais avançada e estruturada. A metodologia utilizada foi a de coletar dados de 66 empresas de manufatura, 33 separadas em cada grupo denominado empresas falidas e 33 no grupo não falidas, no período compreendido entre 1946 e 1965, com tamanhos de ativos próximos. Altman analisou a acurácia da previsão para os cinco anos antes da falência e adotou procedimentos para obter uma função estatística que utilizasse vários índices de uma só vez, servindo-se do ferramental estatístico da **Análise Discriminante**.

Iniciou sua seleção dos índices com 22 “candidatos” a preditores de insolvência e terminou com uma equação composta por cinco índices: Capital Circulante Líquido / Ativo Total; Lucros Acumulados / Ativo Total; Lucro Antes de Juros e Impostos / Ativo Total; Valor de Mercado do Patrimônio Líquido / Passivo Exigível a Valores Contábeis; Vendas / Ativo Total.

Os resultados encontrados são superiores ao modelo univariado de Beaver para um ano, atingindo um nível de acertos de classificação

de 95% para um ano antes da falência, decaindo para 36%, até cinco anos antes.

As conclusões da pesquisa foram que os índices mostram deterioração maior quando se aproximam do ano da falência e que as maiores mudanças nos índices ocorrem entre dois e três anos antes da falência.

Cabe destacar que o modelo proposto por Altman (1968) também possui suas limitações, tais como a necessidade de normalidade da distribuição e sensibilidade à multicolinearidade entre as variáveis, além da necessidade de igualdade das matrizes de covariância entre os grupos, o que torna os coeficientes da função discriminante instáveis. (OHLSON, 1980)

### **2.5.4 Modelo de Kanitz (1974)**

Em seu livro “Como prever falências”, publicado em 1978, Kanitz (1978), faz alguns questionamentos, entre eles: De que vale uma análise profunda do balanço, se não for capaz de revelar os sintomas de uma insolvência iminente? Ou, quem sabe, a culpa não é dos analistas, que não sabem localizar, nos demonstrativos contábeis, os sinais de insolvência? Afinal, existem vários estudos, mostrando que as empresas insolventes começam a acusar sinais de dificuldades bem antes de chegar ao ponto crítico de uma falência ou concordata. É intuitivamente compreensível que a insolvência, sendo um processo que tem começo, meio e fim, inicie-se muito antes de se materializar. Portanto, devem existir, nos balanços publicados, antes da falência final, alguns indícios do que está para acontecer.

O trabalho de Kanitz (1974) consistiu na elaboração de uma equação matemática com cinco Índices de Análise de Balanços, elaborada a partir da técnica de regressão múltipla e análise discriminante. Kanitz (1974) menciona que a capacidade de se prever a situação financeira de uma empresa com um grau razoável de segurança está no fator de insolvência. Considerou-se que a análise do índice de insolvência permite:

- 1) Descobrir empresas em estado de pré-insolvência;
- 2) Hierarquizar as empresas numa escala de solvência/insolvência, a fim de selecionar clientes prioritários;
- 3) Determinar previsões para a conta “devedores duvidosos”, segundo a probabilidade de insolvência de cada cliente;

Utilizando um exemplo real desenvolveu o fator de insolvência composto dos seguintes indicadores econômico-financeiros: Capital de giro próprio; Grau de Endividamento; Rentabilidade do Patrimônio Líquido; Imobilização de Recursos Próprios; Ativo Circulante sobre Ativo Fixo (REBELLO, 2010).

O fator de insolvência proposto por Kanitz é o seguinte:

$$K = 0,05X1 + 1,65X2 + 3,35X3 - 1,06X4 - 0,33X5$$

Onde:

K = pontuação ou escore de ponto obtido

X1 = índice de rentabilidade do patrimônio líquido

X2 = índice de liquidez geral

X3 = índice de liquidez seca

X4 = índice de liquidez corrente

X5 = índice de grau de endividamento

De acordo com o resultado encontrado, o fator de insolvência é medido por meio da escala que Kanitz (1978, p. 13) chamou de termômetro da insolvência, em que as empresas com fatores acima de zero são consideradas solventes; de zero a menos três (-3), são consideradas em situação de penumbra, ou seja, existe alguma dúvida por o fator não ser suficiente para uma avaliação final; as que apresentarem fatores abaixo de menos três (-3), são classificadas como insolventes.

### **2.5.5 Modelo de Elizabetsky (1976)**

Elizabetsky (1976) desenvolveu um modelo de indicador de falência baseado na análise estatística discriminante. De acordo com Elizabetsky (1976), existem quatro passos para o desenvolvimento do esquema geral de modelos analíticos de crédito:

1) Identificar as características que melhor discriminam entre os bons e maus riscos;

2) Atribuir um peso adequado a cada uma das características definidas no passo 1;

3) Calcular, para cada cliente, a soma dos produtos peso X característica, obtendo um total que chamaremos “Z calculado”. Este total é uma medida da qualidade potencial do cliente;

4) Comparar o Z calculado com dois pontos críticos, classificando a operação quanto a sua qualidade.



Dividiu as empresas em dois grupos: o primeiro chamou de empresas boas; o segundo de empresas más. O critério estabelecido para classificar as empresas como más foi simplesmente o atraso nos pagamentos, independente de ser concordatária ou falida. Seu trabalho continha uma amostra de 373 empresas industriais do setor de confecções, sendo 99 más e 274 boas, no período de 1972 e 1975.

Iniciou seu trabalho com 60 índices, tendo usado um processo de análise de correlação entre grupos de índices, com o objetivo de reduzir a quantidade de variáveis. Seu modelo final foi reduzido para 5 variáveis, onde Elizabetsky chegou à seguinte fórmula:

$$Z = 1,93X_{32} - 0,20X_{33} + 1,02X_{35} + 1,33X_{36} - 1,12X_{37}$$

Onde:

$Z$  = total ou escore de pontos obtidos

$X_{32}$  = Lucro Líquido / Vendas

$X_{33}$  = Disponível / Ativo Permanente

$X_{35}$  = Contas a Receber / Ativo Total

$X_{36}$  = Estoque / Ativo Total

$X_{37}$  = Passivo Circulante / Ativo Total

### 2.5.6 Modelo de Ohlson (1980)

James Ohlson desenvolveu uma estimativa de falência através da regressão logística em 1980. Conforme afirma Ohlson (1980) o modelo logístico foi adotado para suprir problemas encontrados na Análise Discriminante Linear, onde eram impostas algumas condições as variáveis: serem normalmente distribuídas e terem suas matrizes de variância iguais entre os dois grupos de empresas. Outra crítica é que o resultado da Análise Discriminante fornece um escore, que possui pouca interpretação intuitiva.

A Regressão Logística não depende dos pressupostos necessários na Análise Discriminante e pode incorporar efeitos não lineares. Ohlson resume o problema de estimação após o uso da Regressão Logística desta forma: Dado que uma firma pertence a alguma população pré-especificada, qual é a probabilidade de que a firma venha a fracassar dentro de um período de tempo pré-especificado? (OHLSON, 1980).

A amostra definida em sua pesquisa era composta por empresas que entraram com pedido de concordata no período entre 1970 e 1976. Foram testadas 105 empresas concordatárias e 2058 empresas não concordatárias.

As variáveis utilizadas nos modelos foram: Tamanho da empresa; Valor total dos passivos / Valor total de ativos; Capital de giro / Valor total de ativos; Passivo circulante / Ativo circulante; Lucro líquido / Valor total de ativos; Fundos provenientes das operações / Valor total do passivo; Variação do lucro líquido.

O modelo desenvolvido foi capaz de prever corretamente 96,12% dos casos de falência com 1 ano de antecedência, 95,55% dos casos para 2 anos de antecedência e de 92,84% para períodos maiores que 2 anos antes do processo de falência.

### 2.5.7 Modelo de Silva (1982)

Silva (1982) desenvolveu a sua dissertação de mestrado intitulada “Modelos para classificação de empresas com vistas à concessão de crédito”, por meio da ferramenta estatística de **análise discriminante**, introduzindo novos índices financeiros e testando outros fatores, como segmentação das empresas e horizonte de tempo.

A amostra era composta por 419 empresas, divididas em grupos de boas (compreendendo empresas ótimas e regulares) e noutro grupo de empresas insolventes. O autor utilizou índices financeiros citados na literatura de finanças e de análise de balanços, além de sua própria sensibilidade, no total foram 85 indicadores separados por grupos: estrutura, liquidez e rentabilidade.

Sua pesquisa demonstrou que os índices que melhor classificam as empresas, variam ano a ano antes da ocorrência da insolvência ou de acordo com o setor de atividade. Por isso desenvolveu equações distintas para indústrias e comércios, assim como 1 ou 2 anos antes da possibilidade de insolvência.

## 2.6 PESQUISAS SIMILARES RECENTES

Foi realizada a seleção de um portfólio bibliográfico sobre o tema de estudo, com objetivo de fazer uma análise individual destes artigos identificando seu objetivo, método estatístico, período de análise, variáveis, amostra e conclusões. Este procedimento é útil para alinhar a pesquisa com estudos realizados sobre o tema.

No artigo de Charitou, Neaphytou e Charalambous (2004), com objetivo de analisar o conteúdo de informação incremental de fluxo de caixa operacional em prever dificuldades financeiras e, portanto, o desenvolvimento de modelos de previsão de insolvência de confiança para o Reino Unido empresas industriais públicas, foram analisadas 102

empresas, no período entre 1988 e 1997, através da Regressão Logística e das Redes Neurais. Os resultados indicam que um modelo que inclui três variáveis financeiras, uma de fluxo de caixa, uma de rentabilidade e uma de alavancagem financeira, obteve uma precisão de 83% para um ano antes da falência. Os modelos podem ser usados para ajudar os investidores, credores, gerentes, auditores e agências reguladoras no Reino Unido para prever a probabilidade de insucesso empresarial.

Pindado e Rodrigues (2004) tinham como objetivo desenvolver um modelo discriminante, que incorpora um número reduzido de variáveis, porque se espera que com o uso de um número reduzido de variáveis torna o modelo mais fácil de construir a partir de considerações teóricas. Estudaram 48 empresas entre 1990 e 1992 e os resultados dos modelos construídos a partir de um número reduzido de variáveis contábeis mostram a vantagem de focar a pesquisa em um número reduzido de indicadores financeiros, que podem ser interpretados à luz da teoria financeira. Os modelos estimados por Análise Discriminante e Regressão Logística convergem nos casos mal classificados e, assim, podemos concluir que os resultados não dependem do processo de estimação. Além disso, os dois tipos de modelos selecionaram as mesmas variáveis, o que é um forte indício da importância dessas variáveis na previsão de insolvência.

No estudo de Chen *et al.* (2006) foram comparados 4 modelos de previsão para examinar a utilidade de indicadores financeiros na predição do insucesso de negócios na China, entre 1999 e 2003 e com 1029 empresas. Os métodos estatísticos utilizados foram: Análise discriminante linear, regressão logística, árvores de decisão e redes neurais. Os resultados indicam que os modelos de regressão logística e redes neurais são os modelos de previsão ótimos e alcançou o menor custo total de erros de classificação. Os cinco mais significativos preditores de indicadores financeiros são: EBITDA (*Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization*), lucro por ação, a dívida total dividida pelo total de ativos, preço de livro razão e índice de liquidez corrente. Os preditores selecionados propõem que as empresas com falta de liquidez, baixa eficiência operacional e alta alavancagem financeira podem ter alta probabilidade de fracasso empresarial.

Hensher e Jones (2007) investigaram cinco aplicações do Modelo de Regressão Logística Mista, com 2838 empresas no estado de solvência, 78 empresas insolventes e outras 116 empresas que entraram com pedido de falência, entre 1996 e 2000. Seus resultados indicam que o modelo *logit* misto é o mais generalizado de todos os modelos de probabilidade discretas e é capaz de acomodar uma especificação mais

rica da heterogeneidade observada e não observada empresas específicas entre e dentro das empresas do que é possível com um modelo *logit* padrão. Em termos de desempenho e avaliação do modelo, o papel teórico e explicativo de variáveis de previsão tende a assumir um papel secundário a precisão da classificação. Embora a precisão da classificação também continue a ser um objetivo importante de modelos avançados, modelos de formulários avançados têm uma vantagem distinta sobre os modelos mais simples, se o pesquisador procura ter uma visão mais profunda sobre o papel, influência e capacidade de resposta comportamental de variáveis explicativas específicas em diferentes estados de aflição financeira.

Brito e Assaf Neto (2008) estudaram 60 empresas brasileiras, com o objetivo de desenvolver um modelo de classificação de risco para avaliar o risco de crédito de empresas no mercado brasileiro, no período de 1994-2004, através do método estatístico da Regressão Logística. Suas conclusões são que o modelo de classificação de risco desenvolvido prevê eventos de *default* com um ano de antecedência com bom nível de acurácia e que as demonstrações contábeis contêm informações que possibilitam a classificação das empresas como prováveis solventes ou prováveis insolventes.

Sandin e Porporato (2008) testaram a utilidade da análise de relação de prever a falência em um período de estabilidade de uma economia emergente, como é o caso da Argentina na década de 1990. Foram analisadas 22 empresas entre 1990 e 2000, através da Análise Discriminante Múltipla. Foi demonstrado que as informações disponíveis nas demonstrações financeiras das empresas cotadas na Bolsa de Buenos Aires são úteis para prever as empresas que tendem ir à falência. O modelo de Altman (1993) também teve boa capacidade de previsão, porém utilizam apenas indicadores de solvência, enquanto o modelo desenvolvido na pesquisa foi incrementado com índices de rentabilidade.

Appiah e Abor (2009) realizaram um estudo com 62 empresas do Reino Unido, com o objetivo de verificar se a utilização de informações financeiras relevantes de empresas médias privadas, durante o período de 1994-2004, para determinar se o fracasso das empresas pode ser previsto através do desenvolvimento de um modelo pela Análise Discriminante Múltipla. Os resultados indicam que o modelo modificado provou ser extremamente preciso para predizer corretamente a falência em 97,3% dos casos, enquanto o modelo inicial obteve um acerto de 79%.

Das, Hanouna e Sarin (2009) tinham o objetivo de fornecer evidências convincentes de que os indicadores contábeis são importantes para previsão de insolvência, além das informações contidas nos mercados financeiros. O método estatístico utilizado foi a Regressão Multivariada, no período entre 2001 e 2005 e utilizando 230 empresas. Fornece evidências que os dados contábeis são importantes para previsão de insolvência. Os resultados indicam que os modelos criados no trabalho, onde um utiliza dados contábeis e outros dados do mercado de ações, sugerem que os dados contábeis são melhores preditores que os modelos estruturais que usam dados de mercado.

Para desenvolver um modelo de previsão de falências para empresas Iranianas, Etemadi, Rostamy e Dehkordi (2009), utilizaram a programação genética e compararam a precisão dos modelos de programação genética e análise discriminante múltipla, utilizando 144 empresas entre 1998 e 2005. Seus resultados foram que o modelo de programação genética produziu o que pode ser considerado como um modelo de previsão de falências altamente preciso.

Müller, Steyn-Bruwer e Hamman (2009) com objetivo de testar se algumas técnicas de modelagem proporcionam melhores precisões de previsão do que outras técnicas de modelagem. As diferentes técnicas estatísticas foram: análise discriminante múltipla, árvores de decisão, a análise *logit* e de redes neurais. A população consiste em empresas industriais Sul Africanas listadas na *JSE Securities Exchange* e o período analisado foi entre 1997 e 2002. Suas conclusões foram que cada uma das diferentes técnicas de modelagem produziram diferentes precisões de previsão. As técnicas Análise Discriminante Múltipla e Redes Neurais previram corretamente o maior número de empresas "fracassadas". Este trabalho mostra que o uso do ano antes da falha como uma subdivisão, em vez do período econômico como uma subdivisão, oferece precisão um pouco melhor.

Lin (2009) examinou a capacidade preditiva dos quatro modelos de previsão de insolvência mais usados (Análise Discriminante Múltipla, *Logit*, *Progit*, Redes Neurais Artificiais) e assim construiu modelos para as empresas industriais em Taiwan. A amostra é constituída por 96 empresas que falharam e 158 empresas que não falharam, entre 1998 e 2005. Os resultados indicaram que os modelos *progit*, *logit* e que os modelos de Redes Neurais Artificiais utilizados neste estudo atingiram precisão de predição mais elevado e possuem a capacidade de generalização. Os modelos utilizados neste estudo podem ser usados para ajudar os investidores, credores, gerentes, auditores e

agências reguladoras em Taiwan para prever a probabilidade de fracasso do negócio.

Premachandra, Bhabra e Sueyoshi (2009) com objetivo de reestruturar o recurso de análise envoltória de dados para que possa caber no âmbito da avaliação de falência. Este estudo compara a sua capacidade de avaliação de falência com a de Regressão Logística. O conjunto de grandes falências dos Estados Unidos foi obtido a partir do banco de dados de Altman mantido na Universidade de Nova York. Essa amostra continha falências no período 1991-2004, representando todo o espectro de indústrias. Uma amostra aleatória de 100 empresas foi elaborada a partir destes 130 para análise. Os resultados neste artigo mostram que em 84-89% dos casos, o modelo da Análise Envoltória de Dados funciona extremamente bem em identificar corretamente as empresas falidas em comparação com o modelo de Regressão Logística, onde os valores correspondentes variam mais de 16-64%.

Gepp, Kumar e Bhattacharya (2010) utilizando uma técnica estatística relativamente nova, árvores de decisão, para previsão de insucesso empresarial pretendiam comparar seus resultados com a análise discriminante, com 200 empresas entre 1971 e 1981. Os resultados forneceram evidências empíricas para sugerir que a técnica Árvore de decisão é superior para prever o insucesso empresarial. Os autores complementam que a melhor técnica de previsão depende da especificação do erro de classificação, que por sua vez depende do contexto do problema e vai envolver algum grau de julgamento subjetivo.

A seguir, no Quadro 2 estão expostos os artigos, com seus respectivos período de análise, amostra e variáveis explicativas utilizadas.

Quadro 2 - Características dos artigos selecionados no portfólio bibliográfico

Continua

Artigo	Período	Amostra	Variáveis explicativas
Appiah, K. P.; Abor, J. (2009)	1994-2004	62 empresas, separadas em dois grupos: 31 insolventes e 31 solventes.	Lucro antes de juros e impostos / Patrimônio líquido; Lucro líquido / vendas; Ativo circulante / Passivo circulante; Liquidez; Rentabilidade; Dívida / Capital social.

Quadro 2 – Características dos artigos seleccionados no portfólio bibliográfico

Continuação

Artigo	Período	Amostra	Variáveis explicativas
Brito, G. A. S.; Assaf Neto, A. (2008)	1994-2004	60 empresas, separadas em dois grupos: 30 insolventes e 30 solventes.	Lucros retidos sobre ativo; Endividamento financeiro; Capital de giro líquido; Saldo de tesouraria sobre vendas.
Charitou, A.; Neaphtou, E.; Charalambous, C. (2004)	1988-1997	102 empresas, separadas em dois grupos: 51 insolventes e 51 solventes.	Passivo total / Ativo total; Lucro antes de juros e impostos / Passivo total; Fluxo de caixa operacional / Passivo total; Capital de giro / Ativo total; Lucros retidos / Ativo total; Lucro antes de juros e impostos / Ativo total; Valor de mercado das ações / Dívida total; Vendas / Ativo total.
Chen, J.; Marshall, B. R.; Zhang, J., Ganesh, S. (2006)	1999-2003	1029 empresas, separadas em dois grupos: 89 insolventes e 940 solventes.	Lucros antes dos juros e impostos / Total do ativo; Lucro por ação; Dívida total / Ativo total; Preço das ações no valor patrimonial; Liquidez corrente.
Das, S. R.; Hanouna, P.; Sarin, A. (2009)	2001-2005	230 empresas	Retorno sobre o Ativo Total (ROA); Crescimento do Lucro líquido; Lucro antes dos impostos e despesas com juros / Despesas de juros; Passivo circulante menos estoques / Ativo circulante; Estoques / Custo dos produtos vendidos; Crescimento das vendas; Total do passivo / Ativo total; Lucros acumulados / Ativos totais.
Etemadi, H.; AnvaryRostam y, A. A.; Dehkordi, H. F. (2009)	1998-2005	144 empresas, separadas em dois grupos: 72 insolventes e 72 solventes.	Lucro operacional / Vendas; Passivo total / Ativo total; Vendas / Disponibilidades; Despesas com juros / Lucro bruto; Ativo circulante / Ativo total.

Quadro 2 – Características dos artigos selecionados no portfólio bibliográfico  
Continuação

Artigo	Período	Amostra	Variáveis explicativas
Gepp, A.; Kumar, K.; Bhattacharya, S. (2010)	1971-1981	200 empresas sendo: 58 insolventes e 142 solventes	Caixa / Ativo Total; Caixa / Total de Vendas; Fluxo de Caixa / Dívida Total; Ativo Circulante / Passivo Circulante; Ativo Circulante / Ativo Total; Ativo Circulante / Total de Vendas; Lucros antes de juros e impostos / Ativo Total; Log (Cobertura de Juros + 15); Log (Ativo Total); Valor Patrimonial / Capitalização Total; Lucro Líquido / Ativo Total; Disponibilidades / Passivo Circulante; Disponibilidades / Ativo Total; Disponibilidades / Total de vendas; Lucros Retidos / Ativo Total; Desvio Padrão de (Lucro Antes de Juros e Impostos / Ativo Total); Dívida Total / Ativo Total; Total de Vendas / Ativo Total; Capital de Giro / Ativo Total; Capital de Giro / Total de Vendas.
Hensher, D. A.; Jones, S. (2007)	1996-2000 Validação 2001-2003	A amostra utilizada é de 2838 empresas no estado de solvência, 78 empresas insolventes e outras 116 empresas que entraram com pedido de falência.	Fluxo de caixa operacional / Ativo total; Fluxo de caixa operacional / Receita de vendas; Fluxo de caixa operacional / pagamento de juros anuais; Total da dívida / Fluxo de caixa operacional; Disponível / Ativo total; Disponível / Passivo circulante; Ativo circulante / passivo circulante; Passivo circulante / Ativo total; Total da dívida / Patrimônio Líquido; Dívida total / Ativo total; Valor de mercado / Dívida total; Lucro antes de juros e impostos (EBIT) / Despesa de juros; EBIT / Total de ativos; Retorno sobre o Ativo Total (ROA); Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE); Crescimento de vendas; Receita total / Ativo total; Lucros retidos / Ativo total; Crescimento anual nos lucros retidos.



Quadro 2 - Características dos artigos selecionados no portfólio bibliográfico  
Conclusão

Artigo	Período	Amostra	Variáveis explicativas
Lin, T. H. (2009)	1998-2005	A amostra é constituída por 96 empresas que falharam e 158 empresas que não falharam.	Dívida total / Ativo Total; Valor de mercado patrimonial / Dívida total; Vendas líquidas / Ativo total; Ativo circulante / Passivo circulante; Lucro antes de impostos, juros, depreciação / média ativos; Lucros retidos / Ativo total; Lucro bruto / Receita líquida; Lucro antes dos impostos / Vendas; Despesas com inadimplência / Vendas; Fluxo de caixa operacional / Passivo Circulante; Custo de juros / empréstimos médios; Taxa de crescimento do lucro bruto; Taxa de crescimento do lucro antes dos impostos; Taxa de crescimento do Patrimônio; Taxa de crescimento dos ativos depreciables; Dívida / Patrimônio líquido; Vendas líquidas / Média Recebimentos; Custos dos produtos vendidos / estoque médio.
Muller, G. H.; Steyn-Bruwer, B. W.; Hamman, W. D. (2009)	1997-2002	A população consiste em empresas industriais Sul Africanas listadas na JSE <i>Securities Exchange</i>	Caixa / Passivo total; Patrimônio Líquido / Passivo Total; Contas a Receber / Total de vendas; Capital de giro / Ativo Total; Lucro do exercício / Receita Total; Fluxo de Caixa Atividades Operacionais / Receita Total; Fluxo de Caixa Atividades Operacionais / Passivo Total; Fluxo de Caixa Atividades de Financiamento / Passivo Total; Fluxo de caixa atividades de investimento / Passivo Total.
Pindado, J.; Rodrigues, L. F. (2004)	1990-1992	48 empresas, sendo 24 que passam por uma situação prolongada de não cumprimento das obrigações bancárias e o mesmo número de empresas com semelhante valor total do ativo.	Despesas de juros / Receita total; Rentabilidade acumulada / Ativo Total; Retorno sobre o Ativo Total (ROA)

Quadro 2 - Características dos artigos selecionados no portfólio bibliográfico  
Conclusão

Artigo	Período	Amostra	Variáveis explicativas
Premachandra, I. M.; Bhabra, G. S.; Sueyoshi, T. (2009)	1991-2004	Uma amostra aleatória de 100 empresas foi elaborada	Fluxo de caixa / Ativo Total; Lucro Líquido / Ativo Total; Capital de Giro / Ativo Total; Ativo Circulante / Ativo Total; Lucro antes juros e impostos / Ativo Total; Lucro antes juros e impostos / Despesa de juros; Valor de Mercado das ações / Valor do Patrimônio Contábil.
Sandin, A. R.; Porporato, M. (2008)	1990-2000	22 empresas, separadas em dois grupos: 11 insolventes e 11 solventes	Variáveis Altman (1993): Capital de Giro/ Ativo Total; Resultado retido / Ativo total; Lucro antes de juros e impostos / Ativo total; Patrimônio Líquido / Passivo Total. Variáveis selecionadas pelo método <i>stepwise</i> : Resultado operacional / Vendas Líquidas; Capital próprio / Ativo Total

Fonte: elaborado pelo autor.

O Quadro 3 faz uma análise das técnicas estatísticas utilizadas nestes artigos, com objetivo de identificar aquelas que estão sendo usadas recentemente nos artigos acadêmicos.

Quadro 3 - Métodos estatísticos utilizados no portfólio bibliográfico

Artigo	Análise discriminante	Análise envoltória de dados	Árvores de decisão	Programação genética	Redes Neurais	Regressão logística	Regressão multivariada
Appiah e Abor (2009)	X						
Brito e Assaf Neto (2008)						X	
Charitou, Neaphytou e Charalambous (2004)					X	X	
Chen <i>et al.</i> (2006)	X		X		X	X	
Das, Hanouna e Sarin (2009)							X
Etemadi, Rostamy e Dehkordi (2009)	X			X			
Gepp, Kumar e Bhattacharya (2010)	X		X				
Hensher e Jones (2007)						X	
Lin (2009)	X				X	X	
Muller, Steyn-Bruwer e Hamman (2009)	X				X	X	
Pindado e Rodrigues (2004)	X					X	
Premachandra, Bhabra e Sueyoshi (2009)		X				X	
Sandin e Porporato (2008)	X						
<b>Total</b>	8	1	2	1	4	8	1

Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme pode ser observado não há um consenso de técnica estatística utilizada pelos autores para prever a insolvência empresarial, porém dentre as mais utilizadas estão a Análise Discriminante e a Regressão Logística, ambas testadas na presente dissertação. O mesmo

ocorre com os indicadores contábeis utilizados, onde há uma grande variedade de variáveis explicativas utilizadas.

### 3 MÉTODO

O percurso metodológico foi dividido em quatro partes. A primeira parte trata do enquadramento metodológico da pesquisa. Em seguida são abordadas as variáveis utilizadas; na terceira parte caracterizam-se as empresas participantes da amostra pesquisada; e por fim, explica-se o método estatístico utilizado.

#### 3.1 ENQUADRAMENTO MEDOTOLÓGICO

Quanto à natureza dos objetivos, o trabalho caracteriza-se como descritivo, pois de acordo com Gil (1999), a pesquisa descritiva tem como objetivo descrever as características de determinada população ou fenômeno, ou ainda o estabelecimento de relações entre as variáveis.

A natureza do trabalho é empírica, pois possui a essência de investigação, baseando-se na observação (ALAVI; CARLSON, 1992). Em relação à abordagem do problema, esta pesquisa se classifica como quantitativa. Os dados coletados para a realização do estudo classificam-se em secundários e já estão disponíveis na forma de relatórios.

Quanto aos procedimentos técnicos a pesquisa é classificada como bibliográfica e ex-post-facto. Bibliográfica, pois fará a busca da literatura disponível sobre o tema, assim como de alguns modelos já estudados na literatura. Gil (1999) explica que a pesquisa bibliográfica é desenvolvida mediante material já elaborado, principalmente livros e artigos científicos. E ex-post-facto porque o pesquisador não possui controle sobre as variáveis independentes, que já ocorreram.

#### 3.2 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Os dados das demonstrações contábeis foram todos obtidos na base de dados do Economática e também no site da BM&FBOVESPA. Após realizada a coleta, estes dados foram tabelados em planilha eletrônica através do *software* Microsoft Excel. Para a realização de todos os testes estatísticos o *software* utilizado foi o SPSS.

Brito e Assaf Neto (2008) mencionam que a utilização de índices econômico-financeiros como variáveis explicativas em modelos de risco de crédito fundamenta-se no conceito de que o evento de *default*, geralmente, não é um processo abrupto. A deterioração da situação econômico-financeira da empresa tende a ocorrer de forma gradual,

levando, em última instância, à degradação completa da sua qualidade de crédito e ao *default*.

Castro Junior (2003) argumenta que não há uma teoria consolidada que forneça o completo embasamento do problema e a consequente escolha das melhores variáveis para o estudo de previsão. Por conta disso, serão utilizadas como variáveis explicativas 29 indicadores amplamente utilizados para análise das demonstrações contábeis. Durante o processo de análise discriminante serão realizados testes estatísticos que afirmaram quais são as variáveis com maior poder de previsão.

Os indicadores de liquidez servem para avaliar a capacidade de pagamento da empresa, isto é, constituem uma apreciação sobre se a empresa tem capacidade para saldar seus compromissos (MATARAZZO, 2003). As variáveis de liquidez são apresentadas pelos índices X1, X2 e X3.

As variáveis de endividamento mostram a política de obtenção de recursos da empresa e as variáveis de estrutura de capital analisam a estrutura das fontes passivas de recursos da empresa, ambas são representadas pelos índices X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10 e X11.

As variáveis X12, X13, X14, X15 e X16 representam os índices de prazos médios. Os indicadores de Prazos Médios, também conhecidos como índices de atividade indicam a dinâmica de algumas verbas do patrimônio, isto é, quantos dias elas levam para girar durante o exercício (Rotação).

As variáveis de rentabilidade são apresentadas pelos índices X17, X18, X19, X20, X21, X22, X23, X24, X25, X26, X27, X28 e X29. Os indicadores de rentabilidade servem para identificar a capacidade de geração de retorno sobre o capital investido ou os resultados gerados pela empresa.

O Quadro 4 apresenta os 29 indicadores econômico-financeiros e no Quadro 5 é apresentada a legenda dos grupos de contas contábeis utilizados em cada fórmula.

Quadro 4 - Indicadores Econômico-Financeiros

<b>Sigla</b>	<b>Indicador</b>	<b>Fórmula</b>
X1	Liquidez Geral	$(AC + RLP) / (PC + ELP)$
X2	Liquidez Corrente	$AC / PC$
X3	Liquidez Seca	$(AC - E) / PC$
X4	Grau de endividamento	$(PC + PNC) / PL$
X5	Composição de endividamento	$PC / (PC + PNC)$
X6	Grau de Imobilização	$ANC / PL$
X7	Dívida bruta sobre ativo	$DB / A$
X8	Dívida bruta sobre patrimônio líquido	$DB / PL$
X9	Dívida líquida sobre patrimônio líquido	$DL / PL$
X10	Exigível sobre Ativo	$EX / A$
X11	Exigível sobre Patrimônio Líquido	$EX / PL$
X12	Prazo médio de estocagem	$(E / CPV) \times 360$
X13	Prazo médio de pagamentos	$(VMCP / C) \times 360$
X14	Prazo médio de recebimentos	$(VMCR / V) \times 360$
X15	Ciclo operacional	$PME + PMR$
X16	Ciclo financeiro	$PME + PMR - PMP$
X17	Margem Bruta	$LB / ROL$
X18	Margem Líquida	$LL / ROL$
X19	EBIT	$LAJIR / ROL$
X20	EBITDA	$(LAJIR + D) / ROL$
X21	EBIT sobre Dívida Bruta	$LAJIR / DB$
X22	EBIT sobre Dívida Líquida	$LAJIR / DL$
X23	EBIT sobre Despesas Financeiras	$EBIT / DF$
X24	Giro do ativo	$ROL / A$
X25	Giro do patrimônio líquido	$ROL / PL$
X26	Retorno sobre o ativo	$LL / A$
X27	Retorno sobre o patrimônio líquido	$LL / PL$
X28	Alavancagem operacional	$(ROL - CPV) / (ROL - CPV - DV - DA)$
X29	Alavancagem financeira	$(LL \times A) / PL / (LL - RF)$

Fonte: Elaborado pelo autor.

Quadro 5 - Legenda das contas contábeis utilizadas nas fórmulas dos índices

Sigla	Nome	Sigla	Nome
A	Ativo	LB	Lucro Bruto
AC	Ativo Circulante	LL	Lucro Líquido
ANC	Ativo Não Circulante	PC	Passivo Circulante
C	Compras	PL	Patrimônio Líquido
CPV	Custo dos Produtos Vendidos	PME	Prazo médio de estocagem
D	Depreciação	PMP	Prazo médio de pagamentos
DA	Despesas Administrativas	PMR	Prazo médio de recebimento
DB	Dívida Bruta	PNC	Passivo Não Circulante
DF	Despesas Financeiras	RF	Resultado Financeiro
DL	Dívida Líquida	RLP	Ativo Realizável a Longo Prazo
DV	Despesas com Vendas	ROL	Receita Operacional Líquida
E	Estoques	V	Vendas
ELP	Passivo Exigível a Longo Prazo	VMCP	Valor médio de contas a pagar
EX	Exigível	VMCR	Valor médio de contas a receber
LAJIR	Lucro antes dos juros e imposto de renda		

Fonte: Elaborado pelo autor.

### 3.2.1 Tratamento de dados faltantes (*missing values*)

Algumas empresas consideradas insolventes não apresentaram suas Demonstrações Contábeis completas, por conta disso, seus indicadores contábeis apresentam valores zerados em alguns períodos. Houveram também empresas que não eram negociadas na BM&FBOVESPA em todo o período do estudo e por isso também apresentam valores zerados.

Assunção (2012) testou sete metodologias distintas para tratamento de dados faltantes. Os testes foram realizados em 124.354 contratos de financiamentos com objetivo de classificar os clientes em inadimplentes e adimplentes. A metodologia que apresentou o pior



desempenho preditivo foi aquela que descartou os dados faltantes. A técnica que trata os dados faltantes como uma categoria e a que os agrupa na categoria conceitualmente mais próxima foi a técnica que apresentou o melhor desempenho, resultando em modelos que chegam a aprovar aproximadamente 5 pontos percentuais a mais que o modelo que desconsidera a variável com dados faltantes.

Os dados faltantes ou perdidos são um fato em análise multivariada onde o desafio do pesquisador é abordar as questões geradas pelos dados perdidos que afetam a generalidade dos resultados. A preocupação primária é identificar padrões e relações inerentes aos dados perdidos a fim de manter tanto quanto possível a distribuição original de valores quando qualquer ação corretiva é aplicada. A quantidade dos dados faltantes é uma questão secundária, afetando o tipo de ação corretiva empregada (HAIR *et al.*, 2009).

Hair *et al.* (2009) sugerem um processo de quatro etapas para identificar dados perdidos e aplicar ações corretivas que são: determinar o tipo de dados perdidos, verificar a expansão de dados perdidos, diagnosticar a aleatoriedade dos processos de perda de dados e selecionar o método de atribuição.

Foi verificada na amostra da pesquisa que os dados faltantes eram não-ignoráveis e em seguida foi calculado o percentual de dados faltantes em relação ao total de dados. Esse percentual de dados faltantes atingiu 9,28% da amostra total. Hair *et al.* (2009) indica que para dados perdidos abaixo de 10% podem geralmente ser ignorados, exceto quando os dados perdidos acontecem de maneira não-aleatória. Nesse caso o número de casos sem dados perdidos deve ser suficiente para a técnica de análise selecionada se valores de substituição não forem atribuídos para os dados perdidos. Em virtude de a amostra ser relativamente grande, contendo 940 dados de cada variável, estes dados foram mantidos, sem qualquer critério de substituição.

### **3.2.2 Tratamento de dados discrepantes (*outliers*)**

Dados que possuem valores extremos, atípicos ou com características bastante distintas dos demais registros são chamados de discrepantes, observações atípicas ou *outliers* (HAIR *et al.*, 2009). As causas destes dados discrepantes podem ser divididas em quatro classes baseadas na fonte de suas peculiaridades: erro de procedimento, evento extraordinário, observações extraordinárias ou únicas em sua combinação.

Para detecção destas observações atípicas foi realizado o procedimento do gráfico Box-Plot, que é uma representação gráfica de algumas medidas de localização, correspondentes aos valores de máximo e de mínimo, a mediana e ao 1º e 3º quartis de uma variável (FÁVERO *et al.*, 2009).

O gráfico Box-Plot é construído da seguinte forma: calcula-se a mediana, o quartil inferior (Q1) e o quartil superior (Q3); subtrai-se o quartil superior do quartil inferior (L); os valores que forem maiores que  $Q3 + 3L$  e menores que  $Q1 - 3L$  devem ser consideradas observações extremas (FÁVERO *et al.*, 2009). Segue abaixo na Tabela 1 onde consta a relação do percentil 25 (quartil inferior) e percentil 75 (quartil superior), assim como os dados discrepantes superiores e inferiores.

Tabela 1 - Identificação dos percentis e dados discrepantes

VARIÁVEL	PERCENTIS		DADOS DISCREPANTES	
	25	75	Superiores	Inferiores
X1	0,2437	1,0697	4,3737	-3,0603
X2	0,2885	1,7552	7,6222	-5,5786
X3	0,1725	1,3345	5,9823	-4,4753
X4	30,7019	215,7686	956,0352	-709,5647
X5	1,2030	73,9364	364,8698	-289,7304
X6	-0,1827	99,0215	495,8381	-396,9993
X7	2,5742	38,9983	184,6945	-143,1220
X8	0,0000	77,4351	387,1753	-309,7402
X9	-29,9009	56,1115	400,1609	-373,9503
X10	33,3784	109,4333	413,6531	-270,8415
X11	-116,0590	173,8998	1333,7348	-1275,8940
X12	0,0000	91,5000	457,5000	-366,0000
X13	6,9000	72,1500	333,1500	-254,1000
X14	7,4500	75,7000	348,7000	-265,5500
X15	16,7500	167,5500	770,7500	-586,4500
X16	0,0000	101,6000	508,0000	-406,4000
X17	0,9750	34,5600	168,9000	-133,3650
X18	-9,4750	5,9000	67,4000	-70,9750
X19	-1,1500	10,5250	57,2250	-47,8500
X20	0,0000	14,4100	72,0500	-57,6400
X21	-4,9619	27,2025	155,8601	-133,6195
X22	-14,0933	37,3315	243,0303	-219,7921
X23	-1,7748	0,9226	11,7120	-12,5642
X24	0,0300	0,9650	4,7050	-3,7100
X25	0,0000	2,0700	10,3500	-8,2800
X26	-8,3050	4,6000	56,2200	-59,9250
X27	0,0000	7,2550	36,2750	-29,0200
X28	0,0000	3,2000	16,0000	-12,8000
X29	-0,9150	2,0500	13,9100	-12,7750

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os *outliers* são aqueles valores acima ou abaixo dos parâmetros limite nas colunas dados discrepantes, superiores e inferiores, respectivamente. Fávero *et al.* (2009), argumenta que é muito comum que *outliers* tenham seus valores discrepantes substituídos pela média daquela variável, calculada levando-se em consideração as outras observações com valores não discrepantes. E este foi o procedimento utilizado, onde inicialmente foi calculada a média da variável sem os valores discrepantes e depois os valores discrepantes foram substituídos pelas médias encontradas anteriormente.

### 3.2.3 Coeficiente de correlação entre as variáveis

O coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ) mede o grau da correlação linear entre duas variáveis quantitativas. Este índice pode apresentar valores situados entre -1 e 1, que reflete a intensidade de uma relação linear entre dois conjuntos de dados. O valor de  $r$  será mais próximo de 1 (ou -1) quanto mais forte for a correlação nos dados observados. Quanto mais próximos os coeficientes  $r = +1$ , maior será a correlação positiva e caso o coeficiente  $r$  seja mais próximo de -1, maior será a correlação negativa entre as variáveis (BARBETTA, 2002).

Na Tabela 1 devido à forte correlação existente entre as variáveis X2 (Liquidez Corrente) e X3 (Liquidez Seca), onde foi encontrado o coeficiente de Pearson de 0,961, o autor decidiu excluir do modelo o indicador X3.

Tabela 2 - Correlação de Pearson das variáveis

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	X22	X23	X24	X25	X26	X27	X28	X29
X1	1	,768	,730	-,169	-,064	,009	-,256	,007	-,079	-,324	,068	,131	-,152	,079	,179	,265	,051	,168	,093	,072	,078	,007	,054	,077	,076	,246	,124	,034	,019
X2	,768	1	,961	-,153	-,124	,065	-,231	,067	-,024	-,335	,110	,153	-,171	,072	,189	,286	,069	,157	,101	,076	,120	,061	-,025	,111	,089	,284	,152	,060	,030
X3	,730	,961	1	-,122	-,177	,048	-,236	,047	-,051	-,319	,098	,016	-,155	,065	,080	,172	,057	,143	,091	,070	,088	,043	-,021	,047	,062	,259	,136	,035	,028
X4	-,169	-,153	-,122	1	,165	-,059	,203	-,102	-,113	,384	-,094	,137	,409	,262	,219	-,095	,077	-,391	-,403	-,292	-,161	-,168	,075	-,204	-,122	-,245	-,089	-,057	,041
X5	-,064	-,124	-,177	,165	1	-,081	,227	,007	,017	,352	-,062	,308	,273	,197	,355	,202	,051	-,089	-,041	-,026	-,073	-,122	,062	,399	,012	-,222	-,117	,099	-,004
X6	,009	,065	,048	-,059	-,081	1	,018	,628	,544	-,219	,704	,001	,023	,042	,082	,052	,183	,106	,133	,127	,139	,134	-,057	,067	,590	,282	-,017	,068	,195
X7	-,256	-,231	-,236	,203	,227	,018	1	,008	,035	,413	-,037	,156	,149	,131	,155	,021	-,035	-,140	-,111	-,075	-,071	-,030	,021	,118	,042	-,291	-,068	-,023	-,035
X8	,007	,067	,047	-,102	,007	,628	,008	1	,866	-,226	,691	,035	,034	,004	,141	,113	,072	,164	,177	,156	,109	,107	-,087	,157	,571	,300	-,082	,161	,116
X9	-,079	-,024	-,051	-,113	,017	,544	,035	,866	1	-,159	,582	,052	,048	-,012	,132	,130	,059	,152	,169	,158	,070	,111	-,084	,122	,574	,240	-,125	,147	,075
X10	-,324	-,335	-,319	,384	,352	-,219	,413	-,226	-,159	1	-,290	,108	,308	,125	,125	-,076	-,041	-,261	-,211	-,164	-,224	-,186	,093	,115	-,169	-,580	-,114	-,042	-,089
X11	,068	,110	,098	-,094	-,062	,704	-,037	,691	,582	-,290	1	-,016	-,053	,075	,081	,113	,098	,172	,186	,181	,109	,126	-,069	,090	,650	,320	-,083	,124	,153
X12	,131	,153	,016	,137	,308	,001	,156	,035	,052	,108	-,016	1	,248	,160	,787	,600	,132	,000	-,027	-,023	,010	-,038	,002	,100	,025	-,046	-,004	,078	-,008
X13	-,152	-,171	-,155	,409	,273	,023	,149	,034	,048	,308	-,053	,248	1	,233	,354	-,173	,076	-,268	-,286	-,212	-,135	-,138	,073	-,012	-,030	-,182	-,149	,033	,010
X14	,079	,072	,065	,262	,197	,042	,131	,004	-,012	,125	,075	,160	,233	1	,482	,200	,258	-,129	-,153	-,057	-,018	-,068	-,004	,057	,048	-,046	-,052	,043	,033
X15	,179	,189	,080	,219	,355	,082	,155	,141	,132	,125	,081	,787	,354	,482	1	,628	,159	-,043	-,078	,003	,006	-,054	-,024	,175	,097	-,035	-,029	,128	,023
X16	,265	,286	,172	-,095	,202	,052	,021	,113	,130	-,076	,113	,600	-,173	,200	,628	1	,121	,204	,168	,132	,071	,021	-,067	,196	,119	,138	,072	,130	,018
X17	,051	,069	,057	,077	,051	,183	-,035	,072	,059	-,041	,098	,132	,076	,258	,159	,121	1	,166	,142	,199	,190	,119	-,123	,148	,097	,245	,238	,186	,050
X18	,168	,157	,143	-,391	-,089	,106	-,140	,164	,152	-,261	,172	,000	-,268	-,129	-,043	,204	,166	1	,706	,554	,268	,147	-,098	,101	,117	,427	,192	,130	,011
X19	,093	,101	,091	-,403	-,041	,133	-,111	,177	,169	-,211	,186	-,027	-,286	-,153	-,078	,168	,142	,706	1	,776	,274	,182	-,157	,190	,116	,310	,195	,134	,056
X20	,072	,076	,070	-,292	-,026	,127	-,075	,156	,158	-,164	,181	-,023	-,212	-,057	,003	,132	,199	,554	,776	1	,276	,172	-,183	,158	,119	,253	,233	,128	,056
X21	,078	,120	,088	-,161	-,073	,139	-,071	,109	,070	-,224	,109	,010	-,135	-,018	,006	,071	,190	,268	,274	,276	1	,401	-,167	,218	,130	,425	,352	,145	,107
X22	,007	,061	,043	-,168	-,122	,134	-,030	,107	,111	-,186	,126	-,038	-,138	-,068	-,054	,021	,119	,147	,182	,172	,401	1	-,201	,122	,124	,311	,246	,081	,026
X23	,054	-,025	-,021	,075	,062	-,057	,021	-,087	-,084	,093	-,069	,002	,073	-,004	-,024	-,067	-,123	-,098	-,157	-,183	-,167	-,201	1	-,090	-,051	-,141	-,142	-,040	,000
X24	,077	,111	,047	-,204	,399	,067	,118	,157	,122	,115	,090	,100	-,012	,057	,175	,196	,148	,101	,190	,158	,218	,122	-,090	1	,237	,059	,143	,241	,022
X25	,076	,089	,062	-,122	,012	,590	,042	,571	,574	-,169	,650	,025	-,030	,048	,097	,119	,097	,117	,116	,119	,130	,124	-,051	,237	1	,235	,019	,155	,113
X26	,246	,284	,259	-,245	-,222	,282	-,291	,300	,240	-,580	,320	-,046	-,182	-,046	-,035	,138	,245	,427	,310	,253	,425	,311	-,141	,059	,235	1	,314	,179	,112
X27	,124	,152	,136	-,089	-,117	-,017	-,068	-,082	-,125	-,114	-,083	-,004	-,149	-,052	-,029	,072	,238	,192	,195	,233	,352	,246	-,142	,143	,019	,314	1	,063	,074
X28	,034	,060	,035	-,057	,099	,068	-,023	,161	,147	-,042	,124	,078	,033	,043	,128	,130	,186	,130	,134	,128	,145	,081	-,040	,241	,155	,179	,063	1	,026
X29	,019	,030	,028	,041	-,004	,195	-,035	,116	,075	-,089	,153	-,008	,010	,033	,023	,018	,050	,011	,056	,056	,107	,026	,000	,022	,113	,112	,074	,026	1

Fonte: elaborado pelo autor.

### 3.3 DEFINIÇÃO DA AMOSTRA

A população deste estudo são as empresas de capital aberto, não financeiras, que são ou foram cotadas na BM&FBOVESPA durante o período de 31 de dezembro de 2004 até 31 de dezembro de 2013.

As empresas consideradas neste estudo foram aquelas listadas na BM&FBOVESPA consideradas insolventes em seus vários estágios, ou seja, que apresentaram insuficiência de saldo ou empresas que entraram em recuperação judicial e, por fim, as empresas saudáveis que fazem parte dos mesmos setores em que se encontram as empresas das categorias não saudáveis.

No Quadro 6 constam todas as 22 empresas consideradas insolventes e negociadas na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBOVESPA), de qualquer setor não financeiro. As empresas consideradas insolventes são aquelas que deram início a processos de concordata, falência ou recuperação judicial. Para cada empresa insolvente foi selecionada outra do mesmo segmento, com o valor do ativo mais próximo e considerada solvente.

A relação de empresas insolventes foi obtida através do site da BM&FBOVESPA no link Plantão Empresas, onde foi obtida a relação de empresas em situação especial do dia 21/10/2014.

Quadro 6 - Seleção de empresas em recuperação judicial

<b>Empresa insolvente</b>	<b>Setor</b>	<b>Petição inicial</b>	<b>Valor do Ativo (R\$)</b>	<b>Empresa solvente</b>	<b>Valor do Ativo</b>
BUETTNER	Têxtil	18/05/2011	207.645,00	ENCORPAR	218.062,00
CELPA	Energia elétrica	28/02/2012	5.024.910,00	GER PARANAP	5.085.278,00
CHIARELLI	Materiais de construção	09/01/2009	46.974,00	PORTOBELLO	611.063,00
CLARION	Alimentos e Bebidas	07/06/2013	1.360.263,00	JOSAPAR	1.188.854,00
CONST BETER	Construção	15/09/2008	86.209,00	AZEVEDO	138.799,00
GPC PART	Outros	17/05/2013	765.193,00	PAR AL BAHIA	759.978,00
INEPAR	Outros	15/09/2014	3.363.345,00	ANHANGUERA	3.682.604,00
INEPAR TEL	Telecomunicações	15/09/2014	554,00	LA FONTE TEL	986.770,00
LUPATECH	Bens Industriais	10/10/2014	1.471.121,00	FERBASA	1.421.313,00
MANGELS INDL	Siderurgia e Metalurgia	01/11/2013	737.520,00	KEPLER WEBER	640.457,00
MET DUQUE	Siderurgia e Metalurgia	06/02/2014	221.467,00	ALIPERTI	442.209,00
MMX MINER	Mineração	15/10/2014	7.453.203,00	LITEL	33.198.401,00
OGX PETROLEO	Petróleo e gás	19/11/2013	18.646.493,00	COMGAS	4.966.752,00
OSX BRASIL	Veículos e peças	26/11/2013	10.675.780,00	IOCHP-MAXION	6.302.794,00
PET MANGUINH	Petróleo e gás	28/01/2013	347.618,00	CEG	2.240.987,00
REDE ENERGIA	Energia elétrica	26/11/2012	14.915.036,00	TRACTEBEL	14.264.041,00
SANSUY	Outros	22/12/2005	452.686,00	EVORA	716.880,00
SCHLOSSER	Têxtil	01/07/2011	148.882,00	PETTENATI	362.665,00
TECEL S JOSE	Têxtil	10/08/2010	45.966,00	IND CATAGUAS	270.370,00
TECNOSOLO	Outros	06/08/2012	213.616,00	SONDOTECNICA	107.430,00
TEKA	Têxtil	26/10/2012	586.085,00	DOHLER	600.162,00
TEX RENAUX	Têxtil	05/05/2010	138.901,00	CAMBUCI	212.769,00

Fonte: elaborado pelo autor.

As empresas insolventes por insuficiência de saldo são aquelas que não entraram em recuperação judicial no período e que apresentaram ao menos um demonstrativo financeiro anual com patrimônio líquido negativo. Como houve empresas que entraram e

saíram mais de uma vez dessa situação durante esse período, foi considerado como data de ocorrência a primeira vez que ela apresentou situação de passivo a descoberto.

As empresas detectadas na BM&FBOVESPA com passivo a descoberto são as apresentadas no Quadro 7, a seleção de empresas solventes obedeceu o mesmo critério anterior, ser do mesmo setor e com valor do ativo mais próximo.



Quadro 7 - Seleção de empresas com passivo a descoberto

<b>Empresa insolvente</b>	<b>Setor</b>	<b>Ano de ocorrência</b>	<b>Valor do Ativo (R\$)</b>	<b>Empresa solvente</b>	<b>Valor do Ativo</b>
AGRENCO	Agropecuária e Pesca	2008	1.225.574,00	SLC AGRICOLA	1.541.853,00
ALL ORE	Mineração	2009	24,00	CENT AÇU	48.606,00
ARTHUR LANGE	Outros	2006	53.439,00	IDEIASNET	65.618,00
BATTISTELLA	Comércio	2011	564.993,00	WLM IND COM	561.606,00
BIOMM	Outros	2007	9.707,00	RET PART	10.598,00
BOMBRIL	Química	2004	346.473,00	PRONOR	477.571,00
BOTUCATU TEX	Têxtil	2008	62.175,00	LE LIS BLANC	211.934,00
CELGPAR	Energia elétrica	2010	6.266.517,00	ENEVA	6.279.555,00
CONST A LIND	Construção	2007	52.693,00	CIMOB PARTIC	93.887,00
DOCAS	Outros	2007	374.971,00	KROTON	503.402,00
DOC IMBITUBA	Transporte e Serviços	2004	164.689,00	INVEPAR	183.142,00
ESTRELA	Outros	2004	162.535,00	SPTURIS	184.844,00
FAB C RENAUX	Têxtil	2006	136.595,00	CREMER	220.869,00
GAZOLA	Siderurgia e Metalurgia	2004	23.807,00	MICHELETTO	32.950,00
HOTEIS OTHON	Outros	2006	402.871,00	SARAIVA LIVR	415.920,00
IGB S/A	Eletroeletrônicos	2007	305.558,00	BEMATECH	455.919,00
IGUACU CAFE	Alimentos e Bebidas	2011	588.677,00	CACIQUE	532.590,00
KARSTEN	Têxtil	2013	364.033,00	SANTANENSE	416.906,00
LAEP	Alimentos e Bebidas	2009	753.153,00	USIN C PINTO	1.744.047,00
PQ HOPI HARI	Outros	2013	304.933,00	HARPIA PART	341.774,00
RECRUSUL	Veículos e peças	2004	38.366,00	WUEST	127.839,00
RIOSULENSE	Veículos e peças	2008	123.162,00	DHB	198.769,00
TEC BLUMENAU	Têxtil	2008	8.301,00	CEDRO	352.030,00
TELEBRAS	Telecomunicações	2006	235.027,00	NEWTEL PART	404.356,00
WETZEL S/A	Veículos e peças	2004	96.177,00	BIC MONARK	215.423,00

Fonte: elaborado pelo autor.

Na Tabela 3 é apresentado o resumo da amostra, onde pode ser observado que existe uma empresa solvente para cada empresa insolvente.

Tabela 3 - Resumo da amostra de empresas

<b>Perfil da empresa</b>	<b>Nº de empresas</b>
Empresas em recuperação judicial	22
Empresas com passivo a descoberto	25
Empresas solventes	47

Fonte: elaborado pelo autor.

A seguir, na Tabela 4 é apresentada a divisão de empresas por Setor, onde o número de empresas de cada setor é o mesmo, para empresas solventes e insolventes, pois as empresas foram pareadas por setor de atuação. O setor que representa o maior número de empresas na amostra é Outros, com 21,28%, em seguida o setor Têxtil, que possui 18 empresas componentes da amostragem e 19,15% do total.

Tabela 4 - Resumo dos setores das empresas

<b>Setor</b>	<b>Número de empresas</b>	<b>%</b>
Agropecuária e Pesca	4	4,26%
Alimentos e Bebidas	6	6,38%
Bens Industriais	2	2,13%
Comércio	2	2,13%
Construção	4	4,26%
Eletroeletrônicos	2	2,13%
Energia Elétrica	6	6,38%
Materiais de Construção	2	2,13%
Mineração	2	2,13%
Outros	20	21,28%
Petróleo e Gás	4	4,26%
Química	2	2,13%
Siderurgia e Metalurgia	6	6,38%
Telecomunicações	4	4,26%
Têxtil	18	19,15%
Transportes e Serviços	2	2,13%
Veículos e Peças	8	8,51%
<b>Total</b>	<b>94</b>	<b>100,00%</b>

Fonte: elaborado pelo autor.

### 3.4 TÉCNICAS ESTATÍSTICAS DE ANÁLISE DE DADOS

#### 3.4.1 Análise Discriminante Linear

A Análise Discriminante envolve realizar a combinação linear de duas (ou mais) variáveis independentes que melhor discriminarão entre os objetos (pessoas, empresas, etc.) nos grupos definidos *a priori*. A discriminação é conseguida estabelecendo-se os pesos da variável estatística para cada variável independente para maximizar as diferenças entre os grupos (HAIR *et al.*, 2009).

Fávero *et al.* (2009), definem a Análise Discriminante como uma técnica multivariada utilizada quando a variável dependente é categórica, ou seja, qualitativa (não métrica) e as variáveis independentes são quantitativas (métricas). Os autores argumentam ainda que o objetivo principal da análise discriminante é oferecer a possibilidade de elaborar previsões a respeito de a qual grupo certa observação pertencerá, uma vez que se caracteriza como uma técnica de previsão e classificação.

Mário (2002) argumenta que se busca com a Análise Discriminante, verificar se determinada empresa é pertencente ao grupo das Solventes ou das Insolventes, conforme pontuação que recebe, através da ponderação de pesos dados a alguns “índices de balanços”, obtidos das demonstrações contábeis da empresa.

Os pressupostos principais na Análise Discriminante são referentes à existência de normalidade multivariada das variáveis explicativas e à presença de homogeneidade das matrizes de variância e covariância para os grupos (FÁVERO *et al.* 2009).

A Análise Discriminante procura gerar a função discriminante, que é determinada a partir de uma equação para ampliar a discriminação dos grupos descritos pelas categorias de determinada variável dependente. Esta equação linear pode ser assim representada:

$$Z = a + b_1X_1 + b_2X_2 + ..... + b_nX_n$$

Onde:

Z é a variável dependente categórica, representada por uma pontuação;

a é o intercepto da função;

b é o coeficiente discriminante para a variável independente;

X é o valor das variáveis independentes.

Kassai e Kassai (1998) citam que nos modelos de previsão de insolvência, a análise discriminante se processa da seguinte forma:

- 1) Selecionar dois grupos de empresas, solventes e não solventes;
- 2) Selecionar os respectivos indicadores contábeis dessas empresas;
- 3) Atribuir números às variáveis não numéricas;
- 4) Obter a equação linear através dos cálculos de regressão, que é a base do modelo de previsão de insolvência;
- 5) O grau de precisão do modelo pode ser medido comparando-se a classificação das empresas a partir da equação de regressão, com a classificação original previamente estabelecida. Se o grau de precisão foi muito baixo, é necessário substituir os indicadores contábeis escolhidos ou acrescentar novos.

Por conta da ampla utilização nos modelos de previsão de insolvência, o autor acredita que a análise discriminante seja um método estatístico interessante e eficaz para o presente trabalho.

### **3.4.2 Regressão Logística**

De acordo com Corrar, Paulo e Dias Filho (2007), a técnica de regressão logística foi desenvolvida por volta da década de 1960, em resposta ao desafio de realizar predições ou explicar a ocorrência de determinados fenômenos quando a variável dependente fosse de natureza binária. Um dos primeiros estudos utilizando a técnica foi realizado pela Universidade de Boston, onde o Framingham Heart Study tinha como objetivo identificar fatores que propiciam doenças cardiovasculares em uma amostra de 5.209 indivíduos com idades entre 30 e 60 anos.

Fávero *et al.* (2009), definem a regressão logística como uma técnica estatística utilizada para descrever uma variável dependente binária e variáveis independentes métricas ou não métricas. Ou seja, destina-se a investigar o efeito das variáveis pelas quais os indivíduos, objetos ou sujeitos estão expostos sobre a probabilidade de ocorrência de determinado evento de interesse.

A regressão logística apresenta certas vantagens em relação à análise discriminante linear, principalmente devido às suas suposições iniciais serem menos rígidas. A análise discriminante linear está baseada em uma série de pressupostos bastante restritivos, como a normalidade

das variáveis independentes e a igualdade das matrizes de variância-covariância dos grupos de interesse. Essas suposições podem não ser válidas em muitas situações práticas de análise de risco de crédito, principalmente quando há variáveis independentes de natureza não métrica (BRITO; ASSAF NETO, 2008). Segundo Hair *et al.* (2009, p.225), a regressão logística não assume esses rígidos pressupostos e é uma técnica bem mais robusta quando eles não são atendidos.

Brito e Assaf Neto (2008) argumentam que outro aspecto que favorece a utilização da regressão logística é que seus resultados podem ser interpretados em termos de probabilidade. Esse fator se mostra particularmente importante nos modelos de risco de crédito, pois possibilita que seja medida a probabilidade de um determinado tomador assumir a condição de solvente ou insolvente, em face de um conjunto de atributos. Em relação à análise discriminante linear, Ohlson (1980, p.112) comenta que o resultado da equação discriminante é um escore que tem pouca interpretação intuitiva, pois ele é basicamente um dispositivo discriminatório de classificação ordinal.

Segundo Fávero *et al.* (2009), a popularidade do uso desta técnica acontece pois há uma infinidade de eventos de interesse que poderiam ser modelados pela regressão logística, tais como a ocorrência de uma doença, de uma inadimplência, de um sinistro, da compra de um bem, entre outros. Recentemente, a regressão logística vem sendo muito utilizada no desenvolvimento de *Credit Scoring*.

A função logística assume valores entre 0 e 1, para qualquer valor Z entre  $-\infty$  e  $+\infty$  e é definida como:

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(Z)}}$$

$$\text{Sendo Z: } Z = \ln\left(\frac{p}{1 - p}\right) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k$$

De acordo com Fávero *et al.* (2009) p indica a probabilidade de ocorrência de determinado evento de interesse;  $1 - p$  a probabilidade de não ocorrer o evento;  $(p / 1 - p)$  é chamado de *logit*, ou a razão de probabilidades; X representa o vetor de variáveis explicativas (ou independentes) e b os coeficientes estimados.

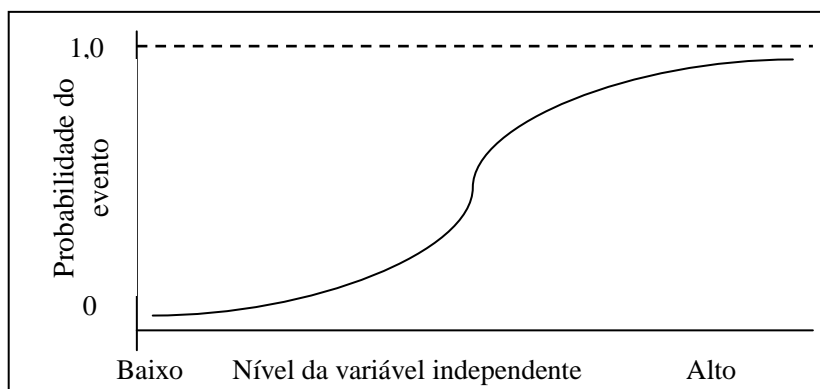
Na regressão logística, os coeficientes medem o efeito de alterações nas variáveis independentes sobre o logaritmo natural da razão de probabilidades, chamado de *logit*. Para avaliar o impacto dos

parâmetros sobre a probabilidade de ocorrer o evento, eles devem ser transformados por meio de antilogaritmo. A probabilidade associada à ocorrência do evento de interesse pode ser obtida pela expressão:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k)}}$$

De acordo com Hair *et al.* (2009) a variável dependente tem apenas os valores entre 0 e 1, o valor prevista deve ser limitado para cair dentro do mesmo domínio. Para definir uma relação limitada por 0 e 1, a regressão logística usa a curva logística para representar a relação entre as variáveis independentes e dependente, conforme exposto na figura 2.

Figura 2 - Forma da relação logística entre variáveis dependentes e independentes



Fonte: Adaptado de Hair et al. (2009)

## 4 RESULTADOS DA PESQUISA

Para a análise dos dados, foram coletadas 94 empresas, sendo 47 no estágio de insolvência e 47 solventes. As empresas insolventes foram pareadas com cada empresa solvente com base no ano anterior ao evento da insolvência. Este capítulo contempla a análise descritiva das variáveis, os resultados alcançados através das técnicas estatísticas da análise discriminante linear e regressão logística, além do comparativo do poder de previsão dos modelos em amostras separadas, para períodos anteriores e posteriores à adoção das normais internacionais.

### 4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS

A Tabela 5 apresenta a estatística descritiva das variáveis, dividida entre o grupo de empresas insolventes e solventes. As variáveis X1, X2 e X3 fazem parte do grupo liquidez e sua análise é entendida que quanto maior melhor, portanto as empresas solventes tendem a ter valores maiores. Essa expectativa se confirma se analisarmos as médias destas variáveis, onde os valores das empresas solventes são mais do que o dobro das empresas insolventes.

As variáveis X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10 e X11 representam o endividamento e a estrutura de capital das empresas, e sua interpretação é quanto menor, melhor. As variáveis X4, X5, X7 e X10 seguiram essa tendência e a média das empresas solventes apresentou valor menor que das empresas insolventes. A variável X6 (Grau de Imobilização), X8 (Dívida Bruta sobre Patrimônio Líquido), X9 (Dívida Líquida sobre Patrimônio Líquido) e X11 (Exigível sobre Patrimônio Líquido) não apresentaram esse comportamento e a média das empresas solventes teve valor maior que o apresentado pelas empresas insolventes. Este fato pode ser explicado pelo valor do Patrimônio Líquido, que é envolvido no cálculo destes indicadores.

Os índices de prazos médios são apresentados nas variáveis X12, X13, X14, X15 e X16. A variável X12 representa o Prazo Médio de Estocagem, que representa o prazo (em dias) entre a entrada das matérias-primas e a saída dos produtos acabados. Quanto menor melhor, pois representa uma melhor política de estocagem e contrariando as expectativas, as empresas insolventes tiveram uma média de 57 dias, enquanto as empresas solventes 62 dias. A variável X13 representa o Prazo Médio de Pagamentos, onde as empresas insolventes tiveram uma média de aproximadamente 64 dias, contra 37 dias das empresas solventes, valores considerados normais, devido as dificuldades

financeiras das empresas insolventes. A variável X14 é o Prazo Médio de Recebimentos e sua interpretação é quanto menor melhor, pois as empresas estão recebendo suas vendas em menor tempo. As empresas insolventes tiveram em média 59 dias, contra 48 dias das empresas solventes, valores que já eram esperados. Os indicadores X15 e X16 são os Ciclos Operacional e Financeiro, respectivamente, espera-se que as médias das empresas solventes sejam menores que das empresas insolventes. Essa expectativa não se realizou e as médias do Ciclo Operacional tiveram valores bem próximos, com 104 e 105 dias. O Ciclo Financeiro teve valores inesperados, onde as empresas solventes demoram em média 69 dias entre o pagamento das matérias-primas e recebimento dos clientes, enquanto as empresas insolventes demoram em média 34 dias.

As variáveis X17 a X29 representam a rentabilidade das empresas e sua interpretação é quanto maior melhor. O comportamento da maioria dessas variáveis teve o comportamento esperado, onde as empresas solventes apresentaram médias maiores que das empresas insolventes. A exceção foi o indicador X23, EBIT sobre Despesas Financeiras, onde a média das empresas insolventes foi 0,249 e das solventes foi -0,8117.



Tabela 5 - Estatística descritiva das variáveis

VARIÁVEL	INSOLVENTES		SOLVENTES	
	Média	Desvio padrão	Média	Desvio padrão
X1	,5399	,6576	1,3317	1,6146
X2	,7865	1,0150	1,7941	1,7204
X3	,6183	,9499	1,4160	1,4858
X4	242,6938	352,7649	104,4311	193,2456
X5	49,5353	36,6849	33,4202	32,9910
X6	19,9245	135,2057	57,2077	89,6266
X7	31,9548	30,2108	22,7922	28,8737
X8	22,0813	127,2303	40,9038	88,3524
X9	8,9791	132,9861	17,0669	89,0500
X10	114,6017	85,8504	54,2365	64,3033
X11	3,5471	320,5701	82,6974	180,0181
X12	57,2540	75,9855	61,7391	80,2368
X13	64,5469	75,4787	37,5867	47,3489
X14	58,8779	75,5488	48,2144	44,9519
X15	104,1409	95,6206	105,0375	94,4441
X16	34,6203	108,0238	69,2377	87,6011
X17	18,8261	24,8190	25,9120	23,5675
X18	-25,9788	83,9514	2,2046	42,8342
X19	-18,9146	68,5824	3,5485	39,4598
X20	-6,0270	45,6736	7,4803	38,5429
X21	-11,8880	78,8012	27,0154	66,0488
X22	-11,2773	84,3033	28,7006	94,8580
X23	,2490	5,4595	-,8117	8,6660
X24	,5373	,5429	,6313	,5410
X25	,4129	3,4300	1,2607	2,3107
X26	-11,6275	20,7957	1,1798	12,8035
X27	-2,4544	12,2182	6,7424	14,6966
X28	1,3048	4,0649	1,9000	3,7167
X29	,4044	8,5556	1,2348	4,9202

Fonte: Elaborado pelo autor.

## 4.2 ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR

Inicialmente foi realizado o teste de normalidade dos dados, para verificar a distribuição destes e em seguida o teste de igualdade de médias, que teve como objetivo identificar se há diferença significativa entre as médias dos grupos de empresas solventes e insolventes. Foram realizados dois procedimentos, a fim de verificar qual das duas formas apresentará um melhor poder de predição da insolvência empresarial, o método simultâneo e o *stepwise*.

### 4.2.1 Testes de normalidade dos dados

Com o objetivo de atender ao pressuposto de normalidade das variáveis, foram realizados os testes de Kolmogorov-Smirnov (KS) e o de Shapiro-Wilk (SW), utilizando um nível de significância de 0,05 e o método de correção de Lilliefors. O resultado encontrado foi que nenhuma das variáveis independentes possui distribuição normal, tanto no método de Kolmogorov-Smirnov quanto no método de Shapiro-Wilk. Os resultados estão apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 - Testes de Normalidade  
Continua

SITUAÇÃO		Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
		Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
X1	INSOLVENTE	,206	470	,000	,641	470	,000
	SOLVENTE	,244	470	,000	,699	470	,000
X2	INSOLVENTE	,219	470	,000	,682	470	,000
	SOLVENTE	,178	470	,000	,805	470	,000
X3	INSOLVENTE	,258	470	,000	,588	470	,000
	SOLVENTE	,186	470	,000	,746	470	,000
X4	INSOLVENTE	,246	470	,000	,629	470	,000
	SOLVENTE	,294	470	,000	,453	470	,000
X5	INSOLVENTE	,124	470	,000	,887	470	,000
	SOLVENTE	,156	470	,000	,868	470	,000
X6	INSOLVENTE	,170	470	,000	,900	470	,000
	SOLVENTE	,183	470	,000	,882	470	,000
X7	INSOLVENTE	,145	470	,000	,869	470	,000
	SOLVENTE	,215	470	,000	,713	470	,000

Tabela 6 - Testes de Normalidade  
Continuação

SITUAÇÃO		Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
		Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
X8	INSOLVENTE	,173	470	,000	,913	470	,000
	SOLVENTE	,245	470	,000	,835	470	,000
X9	INSOLVENTE	,172	470	,000	,895	470	,000
	SOLVENTE	,138	470	,000	,885	470	,000
X10	INSOLVENTE	,167	470	,000	,868	470	,000
	SOLVENTE	,212	470	,000	,639	470	,000
X11	INSOLVENTE	,117	470	,000	,967	470	,000
	SOLVENTE	,249	470	,000	,837	470	,000
X12	INSOLVENTE	,226	470	,000	,724	470	,000
	SOLVENTE	,221	470	,000	,750	470	,000
X13	INSOLVENTE	,196	470	,000	,778	470	,000
	SOLVENTE	,214	470	,000	,669	470	,000
X14	INSOLVENTE	,218	470	,000	,696	470	,000
	SOLVENTE	,142	470	,000	,753	470	,000
X15	INSOLVENTE	,138	470	,000	,879	470	,000
	SOLVENTE	,133	470	,000	,897	470	,000
X16	INSOLVENTE	,219	470	,000	,823	470	,000
	SOLVENTE	,136	470	,000	,871	470	,000
X17	INSOLVENTE	,164	470	,000	,910	470	,000
	SOLVENTE	,112	470	,000	,928	470	,000
X18	INSOLVENTE	,267	470	,000	,615	470	,000
	SOLVENTE	,330	470	,000	,506	470	,000
X19	INSOLVENTE	,319	470	,000	,493	470	,000
	SOLVENTE	,338	470	,000	,426	470	,000
X20	INSOLVENTE	,310	470	,000	,475	470	,000
	SOLVENTE	,338	470	,000	,477	470	,000
X21	INSOLVENTE	,228	470	,000	,725	470	,000
	SOLVENTE	,210	470	,000	,708	470	,000
X22	INSOLVENTE	,219	470	,000	,751	470	,000
	SOLVENTE	,171	470	,000	,782	470	,000
X23	INSOLVENTE	,237	470	,000	,566	470	,000
	SOLVENTE	,236	470	,000	,734	470	,000
X24	INSOLVENTE	,159	470	,000	,880	470	,000
	SOLVENTE	,122	470	,000	,927	470	,000

Tabela 6 - Testes de Normalidade  
Conclusão

SITUAÇÃO		Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
		Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
X25	INSOLVENTE	,193	470	,000	,826	470	,000
	SOLVENTE	,219	470	,000	,773	470	,000
X26	INSOLVENTE	,186	470	,000	,830	470	,000
	SOLVENTE	,236	470	,000	,678	470	,000
X27	INSOLVENTE	,371	470	,000	,629	470	,000
	SOLVENTE	,168	470	,000	,899	470	,000
X28	INSOLVENTE	,175	470	,000	,813	470	,000
	SOLVENTE	,198	470	,000	,805	470	,000
X29	INSOLVENTE	,223	470	,000	,783	470	,000
	SOLVENTE	,265	470	,000	,595	470	,000

Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.2.2 Teste de igualdade de médias

O teste lambda de Wilks testa a existência de diferenças de médias entre os grupos de cada variável, o valor para este teste pode variar entre 0 e 1, onde valores elevados indicam ausência de diferenças entre os grupos. Todas as variáveis apresentaram altíssimos valores no teste lambda de Wilks, o que demonstra que não há diferença estatística entre os grupos.

O teste sig. F expressa as diferenças entre as médias, sendo que os valores mais próximos de 0 indicam médias mais distintas. Seu cálculo é elaborado por meio da relação entre a soma dos quadrados dos erros totais dentro dos grupos e da soma dos quadrados dos erros totais (FÁVERO et al., 2009). A Tabela 7 apresenta o teste de Lambda de Wilks para cada uma das variáveis explicativas.

Tabela 7 - Testes de igualdade de médias

	<b>Lambda de Wilks</b>	<b>F</b>	<b>df1</b>	<b>df2</b>	<b>Sig.</b>
X1	,906	96,967	1	938	,000
X2	,887	119,614	1	938	,000
X3	,907	96,169	1	938	,000
X4	,944	55,535	1	938	,000
X5	,949	50,143	1	938	,000
X6	,974	24,828	1	938	,000
X7	,976	22,594	1	938	,000
X8	,993	6,940	1	938	,009
X9	,999	1,200	1	938	,274
X10	,863	148,860	1	938	,000
X11	,977	21,783	1	938	,000
X12	,999	,774	1	938	,379
X13	,956	43,031	1	938	,000
X14	,993	6,915	1	938	,009
X15	1,000	,021	1	938	,885
X16	,970	29,118	1	938	,000
X17	,979	20,146	1	938	,000
X18	,957	42,028	1	938	,000
X19	,961	37,881	1	938	,000
X20	,975	24,009	1	938	,000
X21	,933	67,284	1	938	,000
X22	,953	46,642	1	938	,000
X23	,995	5,040	1	938	,025
X24	,993	7,073	1	938	,008
X25	,979	19,752	1	938	,000
X26	,879	129,265	1	938	,000
X27	,896	108,830	1	938	,000
X28	,994	5,488	1	938	,019
X29	,996	3,327	1	938	,068

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nesse caso a maioria das variáveis apresentou considerável diferença entre as médias do grupo de empresas solventes e insolventes. As variáveis que tiveram menor diferença entre as médias, em ordem decrescente foram X15 (Ciclo operacional), X12 (Prazo médio de estocagem) e X9 (Dívida líquida sobre patrimônio líquido). O Ciclo

Operacional é o indicador onde as empresas solventes e insolventes apresentam comportamento mais parecido, a média das empresas insolventes foi de 104,14 dias e das empresas solventes foi 105,04 dias.

O ciclo operacional representa o prazo entre o momento da compra da matéria-prima e o recebimento da venda deste produto. O comportamento normal seria que as empresas solventes tivessem um menor ciclo operacional, pois sua política de estocagem e recebimentos tendem a ser melhores quando comparados com as empresas insolventes. Porém os ciclos operacionais foram parecidos e contrariando as expectativas, as empresas solventes apresentaram ciclo operacional um dia maior que as empresas insolventes.

#### **4.2.3 Desenvolvimento do modelo discriminante pelo método simultâneo**

Utilizando o procedimento simultâneo a seguir são apresentados os coeficientes não padronizados das funções discriminantes para cada uma das variáveis explicativas. Sendo que neste método nenhuma das variáveis independentes é retirada do modelo e a função discriminante conterá 29 coeficientes, um para cada variável. São duas funções discriminantes, uma para as empresas insolventes e outra para as consideradas solventes. Com base nestas funções será possível identificar a qual grupo a empresa pertence.

Tabela 8 – Coeficientes das funções discriminantes

	SITUAÇÃO	
	INSOLVENTE	SOLVENTE
X1	,284	,492
X2	,342	,688
X3	,233	,069
X4	,000	3,564E-06
X5	,021	,010
X6	,001	,003
X7	,019	,022
X8	,004	,003
X9	-,001	-,002
X10	,015	,009
X11	-6,714E-05	,000
X12	-,002	-,002
X13	,005	,005
X14	,003	-,001
X15	,002	,003
X16	-,002	,001
X17	,024	,031
X18	-4,868E-05	-,001
X19	-,003	1,489E-05
X20	,002	-,001
X21	-,001	,001
X22	,002	,003
X23	-,009	-,001
X24	,597	,852
X25	-,062	-,041
X26	-,006	-,003
X27	-,020	,019
X28	,017	,025
X29	,010	,010
(Constante)	-3,497	-3,456

Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir do resultado da classificação feito através das funções discriminantes, foi possível observar que em 68,9% das observações de empresas insolventes foram classificadas corretamente e para as empresas solventes 81,9% das observações foram classificadas corretamente tal como mostra a Tabela 9. A média de acerto no método simultâneo foi de 75,4%.

Tabela 9 - Resultado da classificação método simultâneo

SITUAÇÃO			Associação ao grupo prevista		Total
			INSOLVENTE	SOLVENTE	
Original	Contagem	INSOLVENTE	324	146	470
		SOLVENTE	85	385	470
	%	INSOLVENTE	68,9	31,1	100,0
		SOLVENTE	18,1	81,9	100,0

Fonte: Elaborado pelo autor.

O resultado do procedimento simultâneo pode ser considerado bom e a seguir será realizado o método *stepwise* para comparar seus resultados e verificar aquele que apresenta o maior nível de acerto em classificar as empresas corretamente.

#### 4.2.4 Coeficientes das funções discriminantes no procedimento *stepwise*

No procedimento *stepwise* que prioriza a inclusão das variáveis com alto poder discriminatório e que sejam menos correlacionadas entre si, inicialmente foi identificado quais são estas variáveis com o melhor poder de discriminação entre os grupos de empresas. Conforme pode ser observado na Tabela 10, as variáveis mais significantes, em ordem decrescente são: Exigível sobre Ativo (X10), Retorno sobre o patrimônio líquido (X27) Liquidez Corrente (X2), EBIT sobre Dívida Líquida (X22), Grau de Imobilização (X6), Grau de endividamento (X4), Composição de endividamento (X5), Ciclo financeiro (X16), Liquidez Geral (X1) e Giro do ativo (X24).

O indicador econômico-financeiro Exigível sobre Ativo também faz parte do modelo desenvolvido por Beaver (1966), A variável retorno sobre o patrimônio líquido também foi encontrado como variável explicativa nos estudos de Fitzpatrick (1932), Kanitz (1974), Appiah e Abor (2009). O fato de a liquidez corrente ter sido selecionada como variável preditora, corrobora os trabalhos de Beaver (1966), Kanitz (1974) e Chen *et al.* (2006). A variável Grau de Endividamento também foi utilizada nos modelos desenvolvidos por Kanitz (1974), Hensher e Jones (2007), Brito e Assaf Neto (2008), Lin (2009). O estudo de Kanitz (1974) corrobora com o presente trabalho, onde a variável Liquidez Geral foi selecionada para composição do modelo.



As variáveis explicativas EBIT sobre Dívida Líquida, Grau de Imobilização, Composição de endividamento, Ciclo financeiro e Giro do Ativo, podem ser considerados novos achados deste trabalho, pois não fizeram parte dos modelos estudados e detalhados na fundamentação teórica.

Tabela 10 – Grau de significância das variáveis

Etapa	Inseridas	Lambda de Wilks							
		Estatística	df1	df2	df3	F exato			
						Estatística	df1	df2	Sig.
1	X10	,863	1	1	938,000	148,860	1	938,000	,000
2	X27	,783	2	1	938,000	129,485	2	937,000	,000
3	X2	,746	3	1	938,000	105,982	3	936,000	,000
4	X22	,737	4	1	938,000	83,220	4	935,000	,000
5	X6	,730	5	1	938,000	68,982	5	934,000	,000
6	X4	,724	6	1	938,000	59,228	6	933,000	,000
7	X5	,719	7	1	938,000	52,061	7	932,000	,000
8	X16	,710	8	1	938,000	47,454	8	931,000	,000
9	X1	,707	9	1	938,000	42,812	9	930,000	,000
10	X24	,704	10	1	938,000	39,101	10	929,000	,000

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Tabela 11, constam os coeficientes das funções discriminantes, para as empresas solventes e insolventes. Cada uma destas funções segue abaixo descrita:

$$Z \text{ insolventes} = -3,061 + 0,232 X1 + 0,544 X2 + 0,002 X4 + 0,025 X5 + 0,004 X6 + 0,018 X10 - 0,002 X16 + 0,002 X22 + 0,797 X24 - 0,017 X27$$

$$Z \text{ solventes} = -2,966 + 0,440 X1 + 0,733 X2 + 0,001 X4 + 0,014 X5 + 0,006 X6 + 0,012 X10 + 0,001 X16 + 0,004 X22 + 1,157 X24 + 0,027 X27$$

O modelo da análise discriminante cria duas funções diferentes, uma para cada grupo de empresas, solventes e insolventes. Para poder estimar se a empresa poderá ter problemas financeiros e entrar em situação de falência devem ser testadas as duas equações e aquela que

apresentar o maior valor será o grupo pertencente. Caso o resultado indique um valor maior para a função insolvente, há uma maior probabilidade de essa empresa ter dificuldades financeiras.

Tabela 11 - Coeficientes das funções pelo método *stepwise*

	<b>SITUAÇÃO</b>	
	<b>INSOLVENTE</b>	<b>SOLVENTE</b>
X1	,232	,440
X2	,544	,733
X4	,002	,001
X5	,025	,014
X6	,004	,006
X10	,018	,012
X16	-,002	,001
X22	,002	,004
X24	,797	1,157
X27	-,017	,027
(Constante)	-3,061	-2,966

Fonte: Elaborado pelo autor.

O coeficiente linear ou intercepto da função é o ponto em que a reta cruza o eixo y quando os valores das variáveis explicativas forem iguais à zero. Nesse caso os interceptos das funções são -3,061 e -2,966, para a função das empresas solventes e insolventes, respectivamente. Os coeficientes discriminantes de cada variável explicativa são os valores que serão multiplicados por cada um dos indicadores contábeis selecionados.

Considerando as funções discriminantes criadas no método *stepwise* foram classificadas corretamente 70,0% das empresas insolventes e 82,1% das empresas solventes, conforme descrito na Tabela 12. Em média 76,1% das empresas foram enquadradas em seu grupo correto. Este percentual ficou um pouco acima do encontrado no método simultâneo, fato que pode ser considerado positivo, pois o número de variáveis explicativas foi reduzido de 29 para 10.

Tabela 12 - Resultado da classificação método *stepwise*

SITUAÇÃO			Associação ao grupo prevista		Total
			INSOLVENTE	SOLVENTE	
Original	Contagem	INSOLVENTE	329	141	470
		SOLVENTE	84	386	470
	%	INSOLVENTE	70,0	30,0	100,0
		SOLVENTE	17,9	82,1	100,0

Fonte: Elaborado pelo autor.

Comparando os resultados da pesquisa com estudos realizados anteriormente, é possível afirmar que o modelo desenvolvido neste trabalho está com um nível de acerto próximo dos demais.

#### 4.2.5 Previsão de insolvência antes do processo de insolvência

A seguir será aplicado o modelo de previsão de insolvência desenvolvido, nos períodos anteriores ao início dos processos de concordata, falência ou recuperação judicial. Essa análise será útil para verificar anualmente qual o percentual de acerto e identificação das empresas que poderão se tornar insolventes.

Na Tabela 13, estão descritos os resultados encontrados na utilização das funções discriminantes desenvolvidas neste trabalho, onde a função que tiver o maior Z Score, será classificada neste grupo, insolvente ou solvente. Inicialmente serão testadas as empresas insolventes, onde o modelo deve apresentar um Z Score maior na função insolvente para ser considerado correto.

Tabela 13 - Resultado da classificação das empresas insolventes  
Continua

Empresa	1 ANO ANTES INSOLVÊNCIA			2 ANOS ANTES INSOLVÊNCIA		
	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação
Agrenco	2,4866	0,8843	INSOLVENTE	3,3705	3,6711	SOLVENTE
All Ore	-0,3682	1,0954	SOLVENTE	-3,0610	-2,9660	SOLVENTE
Arthur Lange	1,8477	0,0953	INSOLVENTE	2,7135	0,5006	INSOLVENTE
Battistella	2,3407	1,4163	INSOLVENTE	1,7355	1,4787	INSOLVENTE
Biommm	1,0120	0,0607	INSOLVENTE	1,2542	0,6167	INSOLVENTE
Bombril	-2,0459	-7,7131	INSOLVENTE	0,1386	2,0705	SOLVENTE
Botucatu Tex	3,6959	3,1279	INSOLVENTE	2,9601	1,6749	INSOLVENTE
Buettner	2,4910	1,3233	INSOLVENTE	2,4192	1,7800	INSOLVENTE
Celgpar	1,2338	-0,4557	INSOLVENTE	3,2871	1,6347	INSOLVENTE
Celpa	2,2022	-1,0496	INSOLVENTE	0,7632	0,0914	INSOLVENTE
Chiarelli	7,8454	3,8397	INSOLVENTE	5,5470	2,6998	INSOLVENTE
Clarion	-3,0668	-2,9775	SOLVENTE	1,6547	1,5732	INSOLVENTE
Const A Lind	1,8669	1,7126	INSOLVENTE	2,3390	1,0977	INSOLVENTE
Const Beter	2,8545	-1,0158	INSOLVENTE	2,4427	2,5076	SOLVENTE
Doc Imbituba	33,1633	15,3167	INSOLVENTE	28,4961	12,8166	INSOLVENTE
Docas	1,5548	-2,0207	INSOLVENTE	0,5702	0,0147	INSOLVENTE
Estrela	3,0597	1,8889	INSOLVENTE	2,6364	3,9097	SOLVENTE
Fab C Renaux	3,8829	1,3856	INSOLVENTE	2,7516	2,0282	INSOLVENTE
Gazola	4,7622	0,0888	INSOLVENTE	4,2401	2,3367	INSOLVENTE
GPC Part	2,4008	1,6106	INSOLVENTE	2,1768	1,4176	INSOLVENTE
Hoteis Othon	2,6293	-0,0575	INSOLVENTE	3,3075	-1,4908	INSOLVENTE
IGB S/A	2,7204	2,4633	INSOLVENTE	2,4546	3,9713	SOLVENTE
Iguacu Cafe	2,4347	2,5840	SOLVENTE	2,1211	2,5988	SOLVENTE
Inepar	2,9133	2,8912	INSOLVENTE	1,8762	1,1856	INSOLVENTE
Inepar Tel	-0,7424	-1,3712	INSOLVENTE	-0,7528	-1,3916	INSOLVENTE

Tabela 13 - Resultado da classificação das empresas insolventes  
Conclusão

Empresa	1 ANO ANTES INSOLVÊNCIA			2 ANOS ANTES INSOLVÊNCIA		
	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação
Karsten	2,3637	3,0884	SOLVENTE	2,8516	2,9275	SOLVENTE
Laep	2,1610	0,8321	INSOLVENTE	1,7442	1,9830	SOLVENTE
Lupatech	3,2137	1,7690	INSOLVENTE	0,7178	-1,0896	INSOLVENTE
Mangels Indl	1,1762	0,7464	INSOLVENTE	1,8539	1,5886	INSOLVENTE
Met Duque	-3,0610	-2,9660	SOLVENTE	0,7872	0,6913	INSOLVENTE
MMX Miner	0,9757	0,1719	INSOLVENTE	2,3609	-0,3856	INSOLVENTE
OGX Petroleo	6,1140	3,3913	INSOLVENTE	2,4905	4,0738	SOLVENTE
OSX Brasil	4,2851	1,4944	INSOLVENTE	1,7273	0,9724	INSOLVENTE
Pet Manguinh	2,7963	1,2711	INSOLVENTE	1,1591	0,3722	INSOLVENTE
PqHopiHari	1,8934	0,0047	INSOLVENTE	0,5546	1,2717	SOLVENTE
Recrusul	2,0381	0,9097	INSOLVENTE	3,9136	-0,7364	INSOLVENTE
Rede Energia	1,3654	-0,4675	INSOLVENTE	0,6248	-0,1732	INSOLVENTE
Riosulense	2,5348	4,5656	SOLVENTE	3,5269	4,5738	SOLVENTE
Sansuy	2,5425	2,5460	SOLVENTE	2,7782	3,0734	SOLVENTE
Schlosser	0,7995	-0,8871	INSOLVENTE	8,2682	5,7920	INSOLVENTE
Tec Blumenau	0,6950	-0,9687	INSOLVENTE	-0,0678	-1,2342	INSOLVENTE
Tecel S Jose	8,9466	4,2011	INSOLVENTE	3,6465	1,4876	INSOLVENTE
Tecnosolo	0,7347	1,9488	SOLVENTE	3,0085	1,5033	INSOLVENTE
Teka	5,4587	2,6392	INSOLVENTE	4,2478	2,0576	INSOLVENTE
Telebras	-0,2231	0,7333	SOLVENTE	-0,4514	0,1416	SOLVENTE
Tex Renaux	4,8182	2,6587	INSOLVENTE	5,1968	2,8812	INSOLVENTE
Wetzel S/A	2,2546	1,6783	INSOLVENTE	2,4708	4,4450	SOLVENTE

Fonte: Elaborado pelo autor.

Estão destacadas em verde as empresas que foram classificadas erroneamente como solventes. No período de 1 ano anterior ao pedido

de falência ou apresentação de passivo a descoberto, o modelo identificou corretamente 80,85% das empresas que se tornaram de fato insolventes. As 9 empresas que não foram classificadas corretamente como insolventes foram: All Ore, Clarion, Iguaçu Café, Karsten, Metalúrgica Duque, Riosulense, Sansuy, Tecnosolo e Telebras. Destas empresas 4 fazem parte do grupo que tiveram o pedido de recuperação judicial anunciado e 5 entraram na amostra pois apresentaram Passivo a Descoberto no período entre 2004 e 2013.

Seguindo as expectativas, no prazo de 2 anos antes ao pedido de falência ou apresentação de passivo a descoberto, a precisão do modelo reduziu para 68,09% de acerto e 15 empresas não foram classificadas corretamente como insolventes.

As empresas insolventes que foram classificadas erroneamente nos dois anos foram: All Ore, Iguaçu Café, Karsten, Riosulense, Sansuy e Telebrás. Sugere-se que seja realizada uma nova pesquisa aprofundada nestas empresas para verificar quais os motivos do seu estado de insolvência.

A Tabela 14 apresenta o resultado da classificação das empresas solventes, através do cálculo das funções discriminantes em procedimento idêntico ao realizado com as empresas insolventes. Estão destacadas em amarelo as empresas classificadas erroneamente como insolventes, enquanto na verdade eram solventes.

Tabela 14 - Resultado da classificação das empresas solventes  
Continua

Empresa	1 ANO ANTES INSOLVÊNCIA			2 ANOS ANTES INSOLVÊNCIA		
	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação
Aliperti	1,4288	2,1648	SOLVENTE	1,0917	1,1253	SOLVENTE
Anhanguera	-0,1246	1,0260	SOLVENTE	-0,4883	0,6119	SOLVENTE
Azevedo	2,2461	1,0933	INSOLVENTE	3,2751	2,5511	INSOLVENTE
Bematech	0,3945	0,9114	SOLVENTE	-3,0610	-2,9660	SOLVENTE
Bic Monark	2,4079	5,8945	SOLVENTE	0,7450	3,6362	SOLVENTE
Cacique	2,0292	2,0470	SOLVENTE	1,9140	2,2534	SOLVENTE
Cambuci	2,9453	4,1663	SOLVENTE	2,3889	1,5637	INSOLVENTE
Cedro	1,3128	1,5234	SOLVENTE	1,0831	1,0503	INSOLVENTE

Tabela 14 - Resultado da classificação das empresas solventes  
Continuação

Empresa	1 ANO ANTES INSOLVÊNCIA			2 ANOS ANTES INSOLVÊNCIA		
	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação
Ceg	0,2097	1,8919	SOLVENTE	0,1819	1,6303	SOLVENTE
Cent Açu	-2,2471	-3,9737	INSOLVENTE	-2,9729	-2,9073	SOLVENTE
CimobPartic	0,7050	0,0979	INSOLVENTE	4,4248	2,0863	INSOLVENTE
Comgas	0,0452	0,7728	SOLVENTE	-0,1869	0,4781	SOLVENTE
Cremer	0,2618	1,1216	SOLVENTE	-3,0610	-2,9660	SOLVENTE
DHB	6,7829	4,4357	INSOLVENTE	9,1984	5,9981	INSOLVENTE
Dohler	2,7605	4,1710	SOLVENTE	2,8347	4,1627	SOLVENTE
Encorpar	-0,8944	-0,3843	SOLVENTE	1,2490	4,2660	SOLVENTE
Eneva	1,5808	1,1319	INSOLVENTE	1,5977	1,7612	SOLVENTE
Evora	0,9629	2,7142	SOLVENTE	1,9002	5,6914	SOLVENTE
Ferbasa	2,0792	5,3253	SOLVENTE	2,2682	5,8733	SOLVENTE
GerParanap	-0,5166	0,3101	SOLVENTE	0,0498	0,9437	SOLVENTE
Harpia Part	-0,7909	0,7903	SOLVENTE	-1,2909	-0,1759	SOLVENTE
Ideiasnet	1,1145	0,6044	INSOLVENTE	1,0115	-0,4069	INSOLVENTE
IndCataguas	1,1407	2,5921	SOLVENTE	1,0575	2,5525	SOLVENTE
Invepar	0,1932	2,1537	SOLVENTE	0,2889	0,9389	SOLVENTE
Iochp-Maxion	1,4605	2,4921	SOLVENTE	1,5329	3,0727	SOLVENTE
Josapar	1,0219	2,0684	SOLVENTE	1,4980	2,1802	SOLVENTE
Kepler Weber	0,6152	2,1832	SOLVENTE	0,8734	2,3550	SOLVENTE
Kroton	-3,0610	-2,9660	SOLVENTE	-3,0610	-2,9660	SOLVENTE
La Fonte Tel	-1,1300	-0,6976	SOLVENTE	0,7221	0,8091	SOLVENTE
Le Lis Blanc	0,8503	2,3187	SOLVENTE	-3,0610	-2,9660	SOLVENTE
Litel	-2,2106	-1,9352	SOLVENTE	-2,1759	-1,5469	SOLVENTE
Micheletto	1,8362	0,6800	INSOLVENTE	1,5156	1,3610	INSOLVENTE
NewtelPart	-2,1208	-1,6262	SOLVENTE	-1,7803	-1,2391	SOLVENTE
Par Al Bahia	2,5052	3,6152	SOLVENTE	1,7137	2,3870	SOLVENTE
Pettenati	1,0572	1,6925	SOLVENTE	0,8950	2,0705	SOLVENTE

Tabela 14 - Resultado da classificação das empresas solventes  
Conclusão

Empresa	1 ANO ANTES INSOLVÊNCIA			2 ANOS ANTES INSOLVÊNCIA		
	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação	Z Insolvente	Z Solvente	Classificação
Portobello	3,3157	-0,0232	INSOLVENTE	1,6505	1,7705	SOLVENTE
Pronor	0,7634	0,3730	INSOLVENTE	1,9455	0,4072	INSOLVENTE
RetPart	-1,6664	-1,6432	SOLVENTE	-2,6890	-1,8443	SOLVENTE
Santanense	1,9045	4,7427	SOLVENTE	1,9554	3,2041	SOLVENTE
Saraiva Livr	0,9830	3,5204	SOLVENTE	3,2178	5,1339	SOLVENTE
SLC Agrícola	0,7637	2,5612	SOLVENTE	0,7476	1,3708	SOLVENTE
Sondotecnica	0,2469	2,1665	SOLVENTE	0,5446	2,6155	SOLVENTE
SPturis	1,3667	0,4028	INSOLVENTE	-0,5167	-0,9544	INSOLVENTE
Tractebel	-0,1169	1,5158	SOLVENTE	0,2594	1,6343	SOLVENTE
Usin C Pinto	0,1310	1,8380	SOLVENTE	-0,6670	0,6370	SOLVENTE
Wiest	0,7133	-0,6069	INSOLVENTE	-2,3575	-4,3428	INSOLVENTE
WlmInd Com	0,8158	3,1702	SOLVENTE	2,9683	3,7130	SOLVENTE

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 15 apresenta a média de acerto nos períodos de 1 e 2 anos antes do processo de insolvência. Para um ano antes da insolvência a média de acerto foi de 78,72% de todas as empresas. Comparando os resultados deste trabalho com outros estudos que também utilizaram a análise discriminante como método estatístico, é possível afirmar que os resultados ficaram abaixo de outros estudos como: Beaver (1966) onde obteve um acerto de 87% para 1 ano antes do processo de insolvência; Altman (1968) que teve uma precisão em seu modelo de 95% para 1 ano antes da falência, decaindo para 36% num período de até cinco anos antes da falência.

Em contrapartida outros estudos tiveram resultados parecidos como é o caso de Appiah e Abor (2009) onde foram apresentados dois resultados distintos, inicialmente o modelo apresentou 79% de precisão, e no segundo teste, com a inclusão de novas variáveis e outra amostra, este percentual de acerto aumentou para 97,3%. Os resultados de Etemadi, Rostamy e Dehkordi (2009), ficaram um pouco abaixo daqueles encontrados neste estudo, onde utilizando a técnica estatística



da análise discriminante múltipla tiveram uma precisão de 77% na amostra de teste e 75% na amostra de validação. Muller, Steyn-Bruwer e Hamman (2009) também tiveram resultados inferiores com a utilização da análise discriminante, onde o nível de acerto foi de 70,6% para 1 ano e 60,9% para 2 anos antes da falência.

Sandin e Porpato (2008) afirmam que é preciso considerar dois tipos de erros: Tipos I e II. Erro de tipo I representa uma empresa falida, classificada como saudável e o erro de tipo II representa uma empresa, na verdade, não falida classificado como falida. Para os investidores, bancos e do governo o erro mais grave e caro é considerar uma empresa saudável quando, na verdade, ela estará em falência em breve, portanto, representam erro de tipo I. Para um ano antes da insolvência os resultados deste trabalho indicam que o Erro tipo I foi menor que o Erro tipo II, onde foram classificadas incorretamente 9 empresas insolventes e 11 empresas solventes. Lin (2009) também classificou os erros em Tipo I e Tipo II, onde o percentual de erro variou entre 14,29% a 20% das empresas falidas classificadas como saudáveis e de 7,41% a 29,63% das empresas saudáveis classificadas como insolventes. Essa variação no percentual de erro aconteceu pois foram utilizados 3 conjuntos diferentes de variáveis explicativas, sendo as variáveis de Ohlson (1980) aquelas com melhor poder de predição de insolvência.

Tabela 15 - Resultado da classificação períodos anteriores insolvência

SITUAÇÃO		Associação ao grupo prevista		Total
		INSOLVENTE	SOLVENTE	
1 ano antes insolvência	INSOLVENTE	38	9	47
	SOLVENTE	11	36	47
%	INSOLVENTE	80,85%	19,15%	100%
	SOLVENTE	23,40%	76,60%	100%
2 anos antes insolvência	INSOLVENTE	32	15	47
	SOLVENTE	10	37	47
%	INSOLVENTE	68,09%	31,91%	100%
	SOLVENTE	21,28%	78,72%	100%

Fonte: Elaborado pelo autor.

### 4.3 REGRESSÃO LOGÍSTICA

O procedimento realizado através da regressão logística tem como objetivo identificar uma relação matemática entre as variáveis explicativas e o estado de solvência ou insolvência das empresas, de forma que o modelo possa prever a probabilidade de futuras situações de insolvência.

No modelo de regressão logística, a variável dependente pode assumir um valor entre 0 e 1. Neste estudo foi atribuído o valor 0 para as empresas insolventes e o valor 1 para aquelas consideradas solventes. O ponto de corte do modelo é 0,5, ou seja, as empresas com resultado inferior a 0,5 são classificadas como insolventes e com resultado superior a 0,5 consideradas solventes.

#### 4.3.1 Testes de significância e ajuste do modelo

Inicialmente foi realizado o teste para verificar se os coeficientes em conjunto são significativos para o modelo, por intermédio da distribuição Qui-Quadrado. Na Tabela 16 estes valores estão expostos e podemos observar que todas as variáveis em conjunto são estatisticamente significativas, ou seja, que há ao menos um coeficiente diferente de zero ao nível de significância de 5%.

Tabela 16 - Teste de significância dos coeficientes do modelo

		<b>Qui-quadrado</b>	<b>df</b>	<b>Sig.</b>
Etapa 1	Etapa	353,719	29	,000
	Bloco	353,719	29	,000
	Modelo	353,719	29	,000

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Tabela 17 são apresentados os resultados do ajuste do modelo, a verossimilhança de log-2 não possui uma interpretação direta, mas influencia no resultado do teste Qui-quadrado anterior. As medidas de Cox & Snell e Nagelkerke são semelhantes ao  $R^2$  da regressão, porém o  $R^2$  de Nagelkerke é uma medida preferível em função do valor máximo que pode atingir (FÁVERO *et al.*, 2009). No modelo proposto apresenta um poder explicativo de 41,8%.

Tabela 17 - Testes de ajuste do modelo

Etapa	Verossimilhança de log -2	R <sup>2</sup> Cox & Snell	R <sup>2</sup> Nagelkerke
1	949,398 <sup>a</sup>	,314	,418

Fonte: Elaborado pelo autor.

O teste de Hosmer-Lemeshow, que consta na Tabela 18, serve para comparar as diferenças entre os eventos observados e esperados, com base na divisão de dados em 10 grupos, sendo analisados os números de eventos para cada categoria de variável dependente.

Tabela 18 - Grupos do teste de Hosmer-Lemeshow

		SITUAÇÃO = INSOLVENTE		SITUAÇÃO = SOLVENTE		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Etapa 1	1	82	90,149	12	3,851	94
	2	81	80,263	13	13,737	94
	3	73	70,379	21	23,621	94
	4	70	59,694	24	34,306	94
	5	61	60,378	58	58,622	119
	6	48	40,958	46	53,042	94
	7	32	29,780	62	64,220	94
	8	13	21,530	81	72,470	94
	9	7	13,467	87	80,533	94
	10	3	3,403	66	65,597	69

Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.3.2 Desenvolvimento modelo – seleção de variáveis

As variáveis foram selecionadas pelo método *forward stepwise*, utilizando o critério do menor *Likelihood Ratio*. Brito e Assaf Neto (2008) afirmam que o método *stepwise* é baseado em um algoritmo estatístico que avalia a importância de cada variável independente e as inclui ou exclui do modelo segundo uma determinada regra. A importância de cada variável é definida em termos de uma medida de significância estatística do seu coeficiente. Os parâmetros utilizados foram 5% de significância para a entrada das variáveis e 10% para a

saída. Também foram testados o método do maior coeficiente Wald e o método da maior probabilidade condicional de máxima verossimilhança, os quais produziram resultados idênticos.

Os resultados do procedimento *forward stepwise* através do método estatística da Regressão Logística foram separados em 12 etapas, onde em cada uma delas é incluída uma nova variável no modelo. As variáveis com melhor poder de classificação de empresas em ordem decrescente foram: X10, X27, X22, X16, X5, X24, X1, X21, X6 e X14.

As variáveis selecionadas na Regressão Logística em sua maioria corroboram aquelas escolhidas pela Análise Discriminante. Onde as variáveis: Exigível sobre Ativo (X10) e Retorno sobre o Patrimônio Líquido (X27) também foram aquelas com maior poder de predição da insolvência empresarial. Diante deste fato, é possível afirmar que estas são variáveis com ótimo poder de classificação.

As únicas variáveis diferentes daquelas selecionadas anteriormente na Análise Discriminante foram: EBIT sobre Dívida Bruta (X21) e Prazo Médio de Recebimentos (X14). As outras 9 variáveis são as mesmas escolhidas no método *stepwise* pela Análise Discriminante.

### 4.3.3 Resultado da classificação

Na Tabela 19, constam os resultados da classificação através da utilização da função desenvolvida pelo método da Regressão Logística. A média de acerto foi de 76,2%, percentual bastante próximo ao encontrado na Análise Discriminante onde a média geral no método *stepwise* foi 76,1%.

Os resultados deste trabalho se aproximaram com os de Charitou, Neaphytou e Charalambous (2004), onde os autores obtiveram um acerto de 83% para um ano antes da falência, considerando que a amostra utilizada era de 102 empresas, número parecido com o deste estudo. Brito e Assaf Neto também utilizaram a regressão logística, porém seu resultado foi superior, onde tiveram um nível de acerto de 90%, tendo sido classificadas corretamente 54 das 60 empresas da amostra.

Pindado e Rodrigues (2004) tinham como objetivo desenvolver um modelo discriminante, que incorpora um número reduzido de variáveis, porque se espera que com o uso de um número reduzido de variáveis torna o modelo mais fácil de construir a partir de considerações teóricas. Estudaram 48 empresas entre 1990 e 1992 e os

resultados dos modelos construídos a partir de um número reduzido de variáveis contábeis mostram a vantagem de focar a pesquisa em um número reduzido de indicadores financeiros, que podem ser interpretados à luz da teoria financeira. Os modelos estimados por Análise Discriminante e Regressão Logística convergem nos casos mal classificados e, assim, podemos concluir que os resultados não dependem do processo de estimação. Além disso, os dois tipos de modelos selecionaram as mesmas variáveis, o que é um forte indício da importância dessas variáveis na previsão de insolvência.

Tabela 19 - Classificação método regressão logística

Observado			Previsto		
			SITUAÇÃO		% correto
			INSOLVENTE	SOLVENTE	
Etapa 1	SITUAÇÃO	INSOLVENTE	333	137	70,9
		SOLVENTE	87	383	81,5
	Porcentagem global				76,2

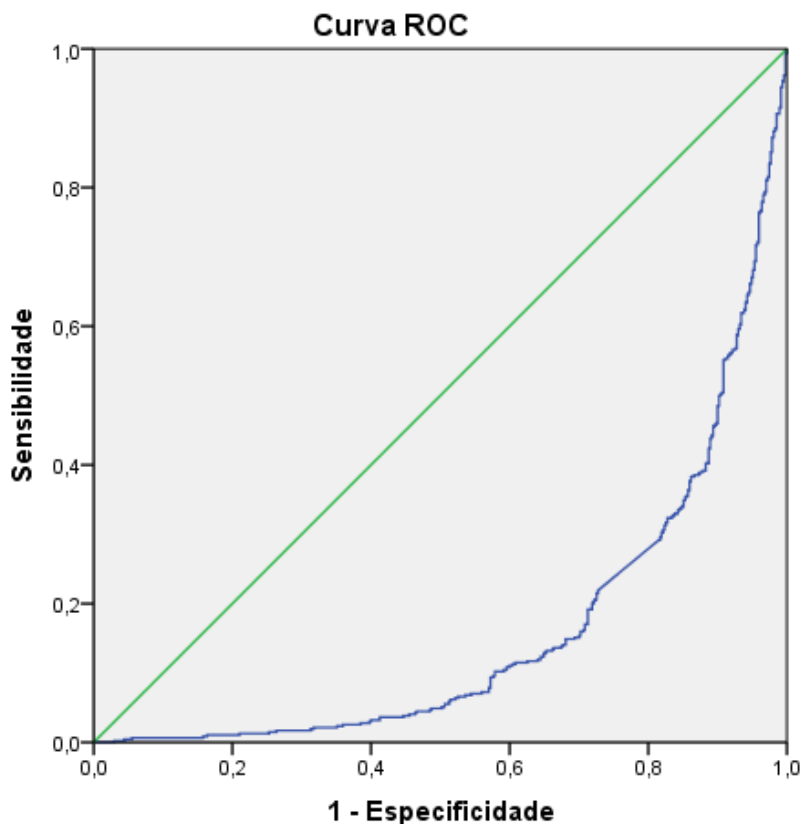
Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.3.4 Gráfico da Curva de ROC

A seguir foi realizada construção da Curva de ROC, que serve para avaliar o desempenho do modelo, conforme sugerido por Oliveira e Andrade (2002, p. 3). A curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) constitui uma técnica bastante útil para validar modelos de risco de crédito e está baseada nos conceitos da sensibilidade e da especificidade. A sensibilidade é a proporção de acerto na previsão da ocorrência de um evento nos casos em que ele de fato ocorreu. A especificidade é proporção de acerto na previsão da não ocorrência de um evento nos casos em que ele de fato não ocorreu (BRITO e ASSAF NETO, 2008).

A Curva de ROC desenvolvida demonstra que o modelo utilizando a Regressão Logística foi mais eficaz para a classificação das empresas insolventes, pois a curva em azul está abaixo daquela que divide os eixos de sensibilidade e especificidade.

Gráfico 1 - Curva ROC



Os segmentos diagonais são produzidos por vínculos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.4 IMPACTO DA ADOÇÃO DAS IFRS NA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Conforme explanado na fundamentação teórica, a adoção das normas IFRS pode trazer mudanças significativas nas informações dos relatórios financeiros. É possível citar alguns estudos que provaram estas mudanças, tais como: Miranda (2008) concluiu que a adoção das normas IFRS poderiam provocar mudanças significativas nos indicadores econômico-financeiros de bancos de alguns países europeus;

Santos e Calixto (2010) que encontraram lucros superiores com a adoção das normas IFRS; Braga *et al.*(2011) onde evidenciaram um aumento significativo no índice de endividamento com a reapresentação das demonstrações contábeis.

A adoção de práticas de gestão mais transparente e o uso de normas contábeis internacionalmente aceitas tendem a refletir em melhores avaliações de crédito atribuídas por agências de rating e em aumento da liquidez do mercado (CARVALHO, LEMES e COSTA, 2006, BUCHANAN, 2003 e LEHMAN, 2005). Diante deste pressuposto a pesquisa buscou evidenciar se houve alteração na previsão de insolvência empresarial após a adoção das normas IFRS.

A adoção das IFRS ocorreu nas empresas brasileiras em dois estágios: parcial, nas demonstrações contábeis elaboradas a partir de janeiro de 2008; e integral, a partir de janeiro de 2010 (LIMA, 2010). Devido ao tamanho da amostra ser relativamente pequeno, o autor optou por não separar em três grupos, antes, na implantação parcial e total das IFRS.

No Quadro 8, as empresas insolventes foram separadas em dois grupos, sendo que o critério de separação foi o ano em que entraram em estágio de insolvência. As empresas que entraram em insolvência no período entre 2004 e 2009 ficaram no grupo antes da adoção das IFRS e as empresas em iniciaram sua insolvência entre 2010 e 2014 classificadas no grupo depois da adoção das IFRS.

Quadro 8 - Separação das empresas em grupos antes e depois da adoção das IFRS

<b>EMPRESA</b>	<b>ANO INÍCIO INSOLVÊNCIA</b>	<b>EMPRESA</b>	<b>ANO INÍCIO INSOLVÊNCIA</b>
Bombril	2004	Celgpar	2010
Doc Imbituba	2004	Tecel S Jose	2010
Estrela	2004	Tex Renaux	2010
Gazola	2004	Battistella	2011
Recrusul	2004	Buettner	2011
Wetzel S/A	2004	IguacuCafe	2011
Sansuy	2005	Schlosser	2011
Arthur Lange	2006	Celipa	2012
Fab C	2006	Rede Energia	2012
Hoteis Othon	2006	Tecnosolo	2012
Telebras	2006	Teka	2012
Biommm	2007	Clarion	2013
Const A Lind	2007	GPC Part	2013
Docas	2007	Karsten	2013
IGB S/A	2007	Mangels Indl	2013
Agrenco	2008	OGX Petroleo	2013
Botucatu Tex	2008	OSX Brasil	2013
ConstBeter	2008	Pet Manguinh	2013
Riosulense	2008	PqHopiHari	2013
Tec	2008	Inepar	2014
All Ore	2009	Inepar Tel	2014
Chiarelli	2009	Lupatech	2014
Laep	2009	Met Duque	2014
		MMX Miner	2014

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os indicadores dessas empresas também foram separados em bancos de dados distintos, onde as empresas classificadas como insolventes e seus pares, do período anterior à adoção das normas internacionais, tiveram as variáveis selecionadas entre os anos 2004 e 2008. E para as empresas classificadas no grupo posterior à adoção das



normas internacionais de contabilidade foram tabeladas as variáveis entre os anos 2009 e 2013.

#### 4.4.1 Previsão de insolvência antes adoção IFRS

Foram realizados testes estatísticos através da Análise Discriminante, inicialmente com os períodos anteriores à adoção das normas internacionais de contabilidade. Nestes testes o objetivo é identificar as variáveis mais relevantes para classificação das empresas e o nível de acerto do modelo desenvolvido.

Na Tabela 20, com a utilização da Análise Discriminante, estão descritas as variáveis com maior poder de classificação de empresas.

Tabela 20 - Coeficientes de função de classificação antes IFRS

	SITUAÇÃO	
	INSOLVENTE	SOLVENTE
X5	,034	,019
X13	,011	,005
X14	,008	,002
X16	-,002	,006
X21	-,002	,003
(Constante)	-2,487	-1,341

Fonte: Elaborado pelo autor.

Comparando estas variáveis com aquelas encontradas na Análise Discriminante método *stepwise* com todo o período de estudo, foi possível observar que das 5 variáveis selecionadas no modelo, 3 delas não haviam sido escolhidas anteriormente. As variáveis que permaneceram no modelo foram Composição do Endividamento (X5) e Ciclo Financeiro (X16).

As funções discriminantes no período anterior a adoção das normas IFRS seguem abaixo descritas:

$$Z \text{ insolventes} = -2,487 + 0,034 \text{ X5} + 0,011\text{X13} + 0,008\text{X14} - 0,002 \text{ X16} - 0,002 \text{ X21}$$

$$Z \text{ insolventes} = -1,341 + 0,019 \text{ X5} + 0,005\text{X13} + 0,002\text{X14} + 0,006 \text{ X16} + 0,003 \text{ X21}$$

A Tabela 21 apresenta o resultado da classificação pela Análise Discriminante, somente no período anterior a adoção das normas IFRS.

Tabela 21 - Resultados da classificação antes IFRS

SITUAÇÃO			Associação ao grupo prevista		Total
			INSOLVENTE	SOLVENTE	
Original	Contagem	INSOLVENTE	76	39	115
		SOLVENTE	22	93	115
	%	INSOLVENTE	66,1	33,9	100,0
		SOLVENTE	19,1	80,9	100,0

Fonte: Elaborado pelo autor.

A média foi de 73,5% dos casos originais agrupados corretamente classificados e ficou um pouco abaixo do modelo inicial, com todas as empresas, onde o percentual de acerto era de 76,1%. O erro Tipo I foi maior, onde apenas 66,1% das empresas insolventes foram associadas ao grupo correto. O erro Tipo II teve um desempenho melhor, com 80,9% das empresas associadas ao grupo correto.

#### 4.4.2 Previsão de insolvência depois adoção IFRS

A partir dos indicadores contábeis do período 2009-2013 e considerando a amostra de empresas listada no Quadro 8, foi realizado o método *stepwise* através da Análise Discriminante, com objetivo de identificar as variáveis mais importantes para classificação de empresas entre solventes e insolventes. Na Tabela 22 constam todos estes coeficientes.

Tabela 22 - Coeficientes de função de classificação depois IFRS

	SITUAÇÃO	
	INSOLVENTE	SOLVENTE
X2	1,246	1,598
X6	,004	,009
X7	,057	,034
X10	,034	,019
X12	,005	,011
X19	-,005	-,012
X22	,007	,017
X24	1,271	2,458
X27	-,016	,080
(Constante)	-5,006	-5,357

Fonte: Elaborado pelo autor.

Através da análise da Tabela 22 é possível verificar que todas as variáveis selecionadas para compor o modelo são diferentes daquelas escolhidas no período anterior a adoção das normas IFRS. Com base nestes dados é possível afirmar que houve variação significativa nos demonstrativos contábeis, pois as variáveis que eram importantes no período anterior a adoção das IFRS não entraram no modelo desenvolvido após a adoção das IFRS.

Segue abaixo as duas funções discriminantes do período após a adoção das normas IFRS.

$$Z \text{ insolventes} = -5,006 + 1,246 X2 + 0,004X6 + 0,057X7 + 0,034 X10 + 0,005 X12 - 0,005 X19 + 0,007 X22 + 1,271 X24 - 0,016 X27$$

$$Z \text{ solventes} = -5,357 + 1,598 X2 + 0,009X6 + 0,034X7 + 0,019 X10 + 0,011 X12 - 0,012 X19 + 0,017 X22 + 2,458 X24 + 0,080 X27$$

Na Tabela 23, constam os resultados da classificação de empresas com a utilização das funções discriminantes acima descritas.

Tabela 23 - Resultado da classificação depois IFRS

SITUAÇÃO			Associação ao grupo prevista		Total
			INSOLVENTE	SOLVENTE	
Original	Contagem	INSOLVENTE	91	29	120
		SOLVENTE	14	106	120
	%	INSOLVENTE	75,8	24,2	100,0
		SOLVENTE	11,7	88,3	100,0

Fonte: Elaborado pelo autor.

A média de acertos após a adoção das normas internacionais de contabilidade foi de 82,1% das empresas. Onde os percentuais individuais foram: 75,8% das empresas insolventes e 88,3% das empresas solventes.

Estes percentuais de acertos no período posterior a adoção das IFRS foram melhores que o período anterior. A média geral aumentou 8,6%, das empresas insolventes houve uma melhoria na classificação de 9,7% e para as empresas solventes houve uma melhoria de 7,5%.

Considerando os resultados do período após a adoção das IFRS, é visível que estes foram os melhores encontrados no trabalho e é possível afirmar que a adoção das IFRS trouxeram melhores informações contábeis e contribuíram para uma melhor tomada de decisões pelos analistas de mercado, fato que corrobora os estudos de BUCHANAN, 2003; LEHMAN, 2005; CARVALHO, LEMES e COSTA, 2006.

Para contribuir com estas afirmações sugere-se que seja realizado um novo trabalho que busque outros fatores que possam ter influenciado estes resultados.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo apresenta como contribuição uma nova abordagem para modelos de previsão de insolvência, pois foi possível verificar a influência da adoção das normas internacionais de contabilidade na construção do modelo e nos resultados da classificação das empresas. Os resultados indicam que houve uma mudança significativa nos demonstrativos contábeis, onde as variáveis preditoras da insolvência empresarial mudaram totalmente nos períodos anteriores e posteriores a adoção das IFRS. Além disso, a adoção das normas internacionais de contabilidade trouxe informações mais relevantes para a tomada de decisões, no contexto da previsão de insolvência, porque o acerto na previsão de insolvência melhorou consideravelmente.

O objetivo principal que era desenvolver um modelo de previsão de insolvência para empresas listadas na BM&FBOVESPA a partir de indicadores contábeis. Para alcançar esse objetivo foi necessário, primeiramente identificar as características das empresas insolventes.

Para descrever a diferença entre falência e insolvência, foi considerado o conceito de Iudícibus e Lopes (2004) que define insolvência como o estado no qual a empresa torna-se impossibilita de cumprir determinado compromisso e a falência como os procedimentos sob as leis falimentares quando a corporação não tem condições de pagar seus compromissos sem intermediação da justiça. Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 683) mencionam que a insolvência pode ser decorrente de fluxo, que é a falta de liquidez momentânea ou de saldo, que acontece de valor econômico negativo. As empresas que compuseram a amostra deste trabalho foram consideradas aquelas que estavam em recuperação judicial, de acordo com publicação disponível no site da BM&FBOVESPA e as que apresentaram insolvência por saldo, consideradas aquelas que apresentaram passivos a descoberto.

As 29 variáveis selecionadas para fazer parte do modelo inicial foram os indicadores contábeis utilizados para análise das demonstrações contábeis, divididos em cinco grupos: liquidez, endividamento, estrutura de capital, prazos médios e rentabilidade.

Para atingir o objetivo principal, foram desenvolvidos diferentes modelos para previsão de insolvência, utilizando as técnicas estatísticas da análise discriminante e da regressão logística. Foram realizadas duas abordagens distintas, uma delas que desenvolve o modelo com todas as variáveis disponíveis e outra com seleciona as variáveis com maior poder de classificação das empresas (método *stepwise*).

Os resultados destes diferentes modelos foram parecidos, onde a análise discriminante teve um acerto de 76,1% e a regressão logística 76,2%. Estes percentuais ficaram dentre aqueles explanados na fundamentação teórica, sendo que alguns deles tiveram melhores percentuais de acerto como: Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) e Appiah e Abor (2009). E outros estudos tiveram resultados similares como: Etemadi, Rostamy e Dehkordi (2009), Muller, Steyn-Bruwer e Hamman (2009) e Lin (2009).

Um dos objetivos específicos era identificar as variáveis explicativas mais relevantes no processo de previsão de insolvência empresarial. Os resultados indicam que as variáveis com melhor poder para classificação das empresas foram: Exigível sobre Ativo (X10) e Retorno sobre o Patrimônio Líquido (X27).

Algumas variáveis que fizeram parte no desenvolvimento do modelo corroboram estudos anteriores, sendo que o indicador econômico-financeiro Exigível sobre Ativo também faz parte do modelo desenvolvido por Beaver (1966). A variável retorno sobre o patrimônio líquido também foi encontrado como variável explicativa nos estudos de Fitzpatrick (1932), Kanitz (1974), Appiah e Abor (2009). O fato de a liquidez corrente ter sido selecionada como variável preditora, corrobora os trabalhos de Beaver (1966), Kanitz (1974) e Chen *et al.* (2006). A variável Grau de Endividamento também foi utilizada nos modelos desenvolvidos por Kanitz (1974), Hensher e Jones (2007), Brito e Assaf Neto (2008), Lin (2009). O estudo de Kanitz (1974) corrobora com o presente trabalho, onde a variável Liquidez Geral foi selecionada para composição do modelo.

Este trabalho tinha como finalidade responder ao problema de pesquisa: Qual a relação da informação contábil com o risco de insolvência de empresas no Brasil? Com base nos estudos descritos na fundamentação teórica acerca da relevância da informação contábil e também nos resultados expostos neste estudo, é possível afirmar que as informações contábeis possuem capacidade para prever a insolvência empresarial. Sendo que a partir dos indicadores contábeis foi encontrado uma média de acerto na classificação das empresas de 76%.

A maior limitação da pesquisa foi o tamanho da amostra, que compromete a generalização dos resultados e a aplicação de testes nos períodos anteriores, na adoção parcial e integral das normas internacionais de contabilidade. As sugestões para trabalhos futuros são para que sejam utilizadas outras técnicas estatísticas e que a amostra da pesquisa seja ampliada.

## REFERÊNCIAS

ALAVI, Maryam; CARLSON, Patricia. A review of MIS research and disciplinary development. **Journal of Management Information Systems**, p.45-62, 1992.

ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **The journal of finance**, v.23, n.4, p.589-609, 1968.

\_\_\_\_\_. **Corporate financial distress and bankruptcy – A complete guide to predicting & avoiding distress and profiting from bankruptcy**. New York: John Wiley and Sons, 1993.

\_\_\_\_\_.; HOTCHKISS, Edith S. **Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt**. New Jersey: John Wiley and Sons, 2006.

AMIR, Eli; HARRIS, Trevor S.; VENUTI, Elizabeth K. A comparison of the value-relevance of U.S. versus Non-U.S. GAAP accounting measures using Form 20-F reconciliations. **Journal of Accounting Research**, v.31, n.1, p.230-264, 1993.

ANTUNES, Jerônimo; ANTUNES, Guilherme M. B.; PENTEADO, Isis M. A convergência contábil brasileira e a adoção das normas internacionais de contabilidade: o IFRS 1. In: X SEMEAD – SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO, 10., 2007, São Paulo. **Anais...** São Paulo: USP, 2007.

APPIAH, Kingsley Opoku; ABOR, Joshua. Predicting corporate failure: Some empirical evidence from the UK. **Benchmarking: An International Journal**, v.16, n.3, p.432-444, 2009.

ASSUNÇÃO, F. **Estratégias para tratamento de variáveis com dados faltantes durante o desenvolvimento de modelos preditivos**. 2012. 74f. Dissertação (Mestrado em Ciências)-Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2012.

AZIZ, M. Adnan; DAR, Humayon A. Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? **Corporate governance: The International Journal of Bussiness in Society**, v.6, n.1, p.18-33, 2006.

BALL, Ray; BROWN, Philip. An empirical evaluation of accounting income numbers. **Journal of Accounting Research**, v.6, n.1, p.159-178, 1968.

BARBETTA, Pedro Alberto. **Estatística aplicada às ciências sociais**. 5. ed. Florianópolis: Editora UFSC, 2002.

BARTH, Mary E.; BEAVER, William H.; LANDSMAN, Wayne R. The relevance of the value-relevance literature for financial accounting standard setting: Another view. **Journal of Accounting and Economics**. v.31, n.1, p.77-104, 2001.

BEAVER, William. H. Alternative accounting measures as predictors of failure. **The Accounting Review**, v.33, p.113-122, 1966.

\_\_\_\_\_. Perspectives on recent capital market research. **The Accounting Review**, p.453-474, 2002.

BRAGA, Josué Pires et al. Análise do impacto das mudanças nas Normas Contábeis Brasileiras: Um estudo comparativo dos indicadores econômico-financeiros de companhias brasileiras para o ano de 2007. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v.8, n.15, p.105-128, 2011.

BRITO, Giovani A. S.; ASSAF NETO, Alexandre. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Revista Contabilidade & Finanças**, v.19, n.46, p.18-29, 2008.

BUCHANAN, F. R. International accounting harmonization: Developing a single world standard. **Business Horizons**. v.46, n.3, p.61-70, 2003.

CARVALHO, L.N.; LEMES, S. Padrões Contábeis Internacionais do IASB: Um estudo comparativo com as normas contábeis brasileiras e sua aplicação. **UnB Contábil**, Brasília, v.6, p.61-80, 2002.



CARVALHO, L. N.; LEMES, S.; COSTA, F. M. **Contabilidade Internacional: aplicação das IFRS 2005**. São Paulo: Atlas, 2006.

CASTRO JUNIOR, F. H. F. **Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. 2003. 169f. Dissertação (Mestrado em Administração)-Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

CHARITOU, Andreas; NEOPHYTOU, Evi; CHARALAMBOUS, Chris. Predicting corporate failure: Empirical evidence for the UK. **European Accounting Review**, v.13, n.3, p.465-497, 2004.

CHEN, Jianguo et al. Financial distress prediction in China. **Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies**, v.9, n.2, p.317-336, 2006.

COMITÊ DE PRONUNCIAMENTOS CONTÁBEIS. Pronunciamento conceitual básico – **CPC 00: Estrutura conceitual para a elaboração e apresentação das demonstrações contábeis**. Brasília, 2008.

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. **Análise multivariada para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**. São Paulo: Atlas, 2007.

DAS, Sanjiv R.; HANOUNA, Paul; SARIN, Atulya. Accounting-based versus market-based cross-sectional models of CDS spreads. **Journal of Banking & Finance**, v.33, n.4, p.719-730, 2009.

DE GODOY, Paulo; MARCON, Rosilene. Teoria da agência e os conflitos organizacionais: A influência das transferências e das promoções nos custos de agência em uma instituição bancária. **Revista de Administração Mackenzie**, v.7, n.4, 2008.

EIFERT, Daniel Soares. **Análise quantitativa na concessão de crédito versus inadimplência: Um estudo empírico**. 2003. 81f. Dissertação (Mestrado em Administração)-Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003.

EISENHARDT, K. M. Control: Organizational and economic approaches. **Management Science**, v.31, n.2, p.134-149, 1985.

ETEMADI, Hossein; ROSTAMY, Ali A. A.; DEHKORDI, Hassan F. A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran. **Expert Systems with Applications**, v.36, n.2, p.3199-3207, 2009.

ELIZABETSKY, Roberto. **Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial**. 1976. 190f. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção)–Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 1976.

FÁVERO, Luiz Paulo et al. **Análise de dados: Modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Campus, 2009.

FITZPATRICK, P. A. A comparison of the ratios of the successful industrial enterprises with those of failed companies. **The Accountants Publishing Company**. Washington, 1932.

FRANCIS, Jennifer; SCHIPPER, Katherine. Have financial statement lost their relevance? **Journal of Accounting Research**, v.37, v.2, p.319-352, 1999.

FRANCO, H. **Temas contábeis**. São Paulo: Atlas, 1997.

GEPP, Adrian; KUMAR, Kuldeep; BHATTACHARYA, Sukanto. Business failure prediction using decision trees. **Journal of forecasting**, v.29, n.6, p.536-555, 2010.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. São Paulo: Atlas, 1999.

GONG, Y. Subsidiary staffing in multinational enterprises: Agency, resources, and performance. **Academy of Management Journal**, v.46, p.728-739, 2003.

GRECCO, Marta C. P.; GERON, Cecilia M. S.; FORMIGONI, Henrique. O impacto das mudanças nas práticas contábeis no nível de conservadorismo das companhias abertas brasileiras. In: CONGRESSO

BRASILEIRO DE CUSTOS, 16., 2009, Fortaleza. **Anais...** Fortaleza, 2009.

GUIMARÃES, Ailton; MOREIRA, Tito Belchior Silva. Previsão de Insolvência: Um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista de Economia Contemporânea**, v.12, n.1, p.151-178, 2008.

HAIR, J. F., ANDERSON, R. E., TATHAM, R. L., et. al. **Análise multivariada de dados**. 6. ed., Porto Alegre: Bookman, 2009.

HATCH, M. J. **Organization theory: Modern symbolic and postmodern perspectives**. New York: Oxford University Press, 1997.

HENSHER, David A.; JONES, Stewart. Forecasting corporate bankruptcy: Optimizing the performance of the mixed logit model. **Abacus**, v.43, n.3, p.241-264, 2007.

IUDÍCIBUS, Sérgio de. **Teoria da contabilidade**. 10. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

\_\_\_\_\_.; LOPES, Alexsandro Broedel. **Teoria Avançada da Contabilidade**. São Paulo: Atlas, 2004.

\_\_\_\_\_.; et al. **Manual de Contabilidade Societária**. FIPECAFI – Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuarias e Financeiras, FEA/USP. São Paulo: Atlas, 2010.

JAMISON, Mark A. Agency problems in industries undergoing fundamental change: Applications to telecommunications. **Unpublished Manuscript, Center for International Business, Education, and Research, Warrington College of Business Administration, University of Florida**, 1998.

JENSEN, Michael C.; MECKLING, William H. Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. **Journal of financial economics**, v.3, n.4, p.305-360, 1976.

KANITZ, Stephen Charles. **Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira**. 1976. 187f. Tese (Livre Docência) – Faculdade de

Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, 1976.

\_\_\_\_\_. **Como prever falências de empresas.** São Paulo: Editora McGraw-Hill, 1978.

KASSAI, José Roberto; KASSAI, Silvia. Desvendando o termômetro de insolvência de Kanitz. In: Encontro Nacional de Programas de Pós-Graduação em Administração, 22., 1998, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu, ENANPAD, 1998.

LEAL, Ricardo Pereira Camara; FERREIRA, Vicente Antônio de Castro; DA SILVA, André Luiz Carvalhal. **Governança corporativa no Brasil e no mundo.** Editora E-papers, 2002.

LEHMAN, G. A critical perspective on the harmonisation of accounting in a globalising world. **Critical Perspectives on Accounting.** v.16, p.975– 992, 2005.

LIMA, João Batista Nast de. **A relevância da informação contábil e o processo de convergência para as normas IFRS no Brasil.** 2010. 244p. Tese (Doutorado em Ciências Contábeis)-Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.

LIN, Tzong-Huei. A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. **Neurocomputing,** v.72, n.16, p.3507-3516, 2009.

MÁRIO, Pueri do Carmo. **Contribuição ao estudo da solvência empresarial: Uma análise de modelos de previsão – estudo exploratório aplicado em empresas mineiras.** 2002. 170 f. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

MATARAZZO, Dante C. **Análise financeira de balanços: abordagem básica e gerencial.** 6 ed. São Paulo: Atlas, 2003.

MATIAS, A. B., SIQUEIRA, J. O. Risco bancário: Modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. **Revista de Administração da Universidade de São Paulo**, v.31, n.2, p.19-28, 1996.

MENDES, Ivan Oliveira de Vieira. **Variáveis discriminantes dos estágios de insolvência de empresas**. 2014. 111 f. Dissertação (Mestrado em Contabilidade)–Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2014.

MIRANDA, Vanessa L. **Impacto da adoção das IFRS (International Financial Reporting Standards) em indicadores econômico-financeiros de bancos de alguns países da União Européia**. 2008. 114p. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis)-Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008.

MULLER, G. H.; STEYN-BRUWER, B. W.; HAMMAN, W. D. Predicting financial distress of companies listed on the JSE: A comparison of techniques. **South African Journal of Business Management**, v.40, n.1, p.21-32, 2009.

OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, v.18, n.1, 1980.

PERRAMON, Jordi; AMAT, Oriol. IFRS introduction and its effect on listed companies in Spain. **Social Science Research Network SSRN**. Spain, jul. 2006, Disponível em: <[http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=1002516](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1002516)>. Acesso em: 20 dez. 2014.

PINDADO, Julio; RODRIGUES, Luis F. Parsimonious models of financial insolvency in small companies. **Small Business Economics**, v.22, n.1, p.51-66, 2004.

PINHEIRO, Laura E. T. et al. Validação de modelos brasileiros de previsão de insolvência. **Contabilidade Vista & Revista**, v.18, n.4, p.83-103, 2009.

PREMACHANDRA, I. M.; BHABRA, G. S.; SUEYOSHI, T. DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique. **European Journal of Operational Research**, v.193, n.2, p.412-424, 2009.

REBELLO, Marcos Barbosa. **Modelos de previsão de insolvência: uma análise comparativa de seus resultados**. 2010. 140 f. Dissertação (Mestrado em Contabilidade)–Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2010.

ROSS, A. R.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração Financeira – CORPORATE FINANCE**, 2 ed., São Paulo: Atlas, 2011.

SANDIN, Ariel R.; PORPORATO, Marcela. Corporate bankruptcy prediction models applied to emerging economies: Evidence from Argentina in the years 1991-1998. **International Journal of Commerce and Management**, v.17, n.4, p.295-311, 2008.

SANTOS, Edilene S.; CALIXTO, Laura. Impacts on the initial international accounting harmonization (Law 11.638/07) on public firms results. **RAE-eletrônica**, v.9, n.1, 2010.

SANVICENTE, Antonio Z.; MINARDI, A. M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas. **Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper**, 1998.

SEGATTO-MENDES, Andréa Paula; ROCHA, Keyler Carvalho. Contribuições da teoria de agência ao estudo dos processos de cooperação tecnológica universidade-empresa. **Revista de Administração da Universidade de São Paulo**, v.40, n.2, 2005.

SILVA, José Pereira da. **Modelos para classificação de empresas com vistas à concessão de crédito**. 1982. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas)-Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas. São Paulo, 1982.

SILVA, Francisco J. F.; DO COUTO, Gualter M. M.; CORDEIRO, Ruben M. Measuring the impact of International Financial Reporting Standards (IFRS) to financial information of Portuguese companies. **Revista Universo Contábil**, v.5, n.1, p.129-144, 2009.

YAMAMOTO, M. M.; SALOTTI, B. M. **Informação Contábil: Estudos sobre a sua Divulgação no Mercado de Capitais**. São Paulo: Atlas, 2006.

ZHOU, Ligang. Performance of corporate bankruptcy prediction models on imbalanced dataset: The effect of sampling methods. **Knowledge-Based Systems**, v.41, p.16-25, 2013.

ZIMMERMAN, Jerold: **Accounting for Decision Making and Control**; Boston: Irwin, 1997.